



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
Faculdade de Ciências Aplicadas



VANESSA HELENA PEREIRA

**REDES COMPLEXAS, MODELAGEM MATEMÁTICA E
COMPUTACIONAL NA COMPREENSÃO DE RESPOSTAS AO
EXERCÍCIO FÍSICO E AO RENDIMENTO ESPORTIVO**

LIMEIRA
2017



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
Faculdade de Ciências Aplicadas



VANESSA HELENA PEREIRA

**REDES COMPLEXAS, MODELAGEM MATEMÁTICA E
COMPUTACIONAL NA COMPREENSÃO DE RESPOSTAS AO
EXERCÍCIO FÍSICO E AO RENDIMENTO ESPORTIVO**

*Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Aplicadas da Universidade Estadual de
Campinas como parte dos requisitos
exigidos para obtenção do título de
Doutora em Ciências da Nutrição e do
Esporte e Metabolismo, na Área de
Biodinâmica do Movimento e Esporte.*

Orientadora: Profa. Dra. Fúlvia de Barros Manchado Gobatto.

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL DA TESE
DEFENDIDA PELA ALUNA VANESSA HELENA PEREIRA, E
ORIENTADA PELA PROFA. DRA. FÚLVIA DE BARROS MANCHADO
GOBATTO.

LIMEIRA
2017

Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s): CAPES, 01P03422-2014; FAPESP, 2009/08535-5

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1363-5649>

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Faculdade de Ciências Aplicadas
Renata Eleuterio da Silva - CRB 8/9281

P414r Pereira, Vanessa Helena, 1986-
Redes complexas, modelagem matemática e computacional na
compreensão de respostas ao exercício físico e ao rendimento esportivo /
Vanessa Helena Pereira. – Limeira, SP : [s.n.], 2017.

Orientador: Fúlvia de Barros Manchado Gobatto.

Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de
Ciências Aplicadas.

1. Redes complexas. 2. Exercícios físicos. 3. Complexidade. 4. Ciência da
computação. 5. Corrida - Treinamento. I. Gobatto, Fúlvia de Barros Manchado,
1980-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Ciências
Aplicadas. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Complex networks, mathematical and computational modeling in
the comprehension of physical exercise and sports performance

Palavras-chave em inglês:

Complex networks

Physical exercises

Complexity

Computer science

Running - Training

Área de concentração: Biodinâmica do Movimento Humano e Esporte

Titulação: Doutora em Ciências da Nutrição e do Esporte e Metabolismo

Banca examinadora:

Fúlvia de Barros Manchado Gobatto [Orientador]

Leonardo Tomazeli Duarte

Patrícia de Oliveira Prada

Marlene Aparecida Moreno

Aparecida Maria Catai

Data de defesa: 11-12-2017

Programa de Pós-Graduação: Ciências da Nutrição e do Esporte e Metabolismo

FOLHA DE APROVAÇÃO

Membros da Comissão Examinadora:

Profa. Dra. Fúlvia de Barros Manchado Gobatto

(Presidente da Comissão Examinadora)

Prof. Dr. Leonardo Tomazeli Duarte

(Membro da Comissão Examinadora)

Profa. Dra. Patrícia de Oliveira Prada

(Membro da Comissão Examinadora)

Profa. Dra. Marlene Aparecida Moreno

(Membro da Comissão Examinadora)

Profa. Dra. Aparecida Maria Catai

(Membro da Comissão Examinadora)

A ata de defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no processo de vida acadêmica da aluna.

DEDICATÓRIA

*Aos meus pais,
Aos meus irmãos e
Ao meu antenato,
Melchiorre Lorenzo Cesare Ferrero
(in Memoriam).*

AGRADECIMENTOS

Ao Rei eterno, ao Deus único, imortal, invisível e real, seja toda honra e glória para todo o sempre. Porque dEle, por Ele e para Ele são todas as coisas.

A minha amada família, pelo apoio completo em todos os momentos.

A minha orientadora Profa. Dra. Fúlvia de Barros Manchado Gobatto, exemplo de pessoa e profissional, pelos preciosos ensinamentos, orientação, parceria, dedicação e amizade.

Ao Prof. Dr. Cláudio Alexandre Gobatto, pelos valiosos conhecimentos compartilhados, palavras inspiradoras, ideias, amizade e profissionalismo.

Ao Prof. PhD Theodore Gyle Lewis, da *Naval Postgraduate School (CA)*, por me inspirar a sonhar além, pelo aprendizado constante, amor pela ciência, motivação e exemplo de vida.

Aos professores participantes das bancas de qualificação e defesa: Prof. Dr. Leonardo Duarte, Profa. Dra. Marlene Moreno, Profa. Dra. Aparecida Catai, Prof. Dr. Marcelo Castro, Profa. Dra. Patrícia Prada, Prof. Dr. Paulo Santiago, Profa. Dra. Marciane Milanski, Prof. Dr. Anibal Azevedo e Prof. Dr. Wladimir Beck.

A Profa. Patrícia Prada, pela primorosa Coordenação do PPG - CNEM, pelos ensinamentos, parceria, amizade e experiências proporcionadas na organização de eventos e cursos.

Aos professores que me possibilitaram experiências de docência aos alunos de graduação, essenciais na minha formação: Profa. Dra. Luciana Cordeiro, Profa. Dra. Muriel Gavira, Prof. Dr. Gustavo Salati, Prof. Dr. Paulo Hayashi e Prof. Dr. Leonardo Duarte.

Ao Prof. Vladimir Barbosa, grande profissional e amigo que, desde a graduação, me incentiva e motiva com belas palavras.

Aos amigos do LAFAE, brilhantemente coordenado pelos Profs. Cláudio e Fúlvia: Carol, Lucas, Ivan, Filipe, Luíz, Priscila, Carolzinha, Natália, Pedro, Beck,

Leonardo, Emanuel, Willian, Homero, Taisa e Kelly. Que o futuro reserve ao nosso notável grupo cada vez mais conquistas, a exemplo dos que aqui já fizeram história.

A todos os professores FCA, da graduação e dos programas de pós, os quais tive contato nas disciplinas, nas reuniões das comissões dos programas e na representação discente.

Aos voluntários participantes dos estudos desta tese.

Aos queridos amigos e familiares que a vida reservou, pelo apoio em todos os momentos dessa trajetória: Mariane, Rafael, Débora, Tomas, Mateus, Marcos, Mariana, Mylena, Lucas, Sarah, Chris, Pietro, Mariah, Letícia, Gabriela, Vinícius, Nivaldo, Débora, Rubem, Vera, Regina, Angélica, Roberto, Renato, Anna e Carina.

Aos funcionários e colaboradores da FCA.

A CAPES e a FAPESP, pelo auxílio financeiro.

EPÍGRAFE

*“... A verdade que é enfatizada a cada avanço da Ciência é esta,
de que **Grandes são as Obras do Senhor**”.*

Joseph John Thomson, *Nature*, v. 81, p. 257, 1909,
premiado físico britânico, descobridor do elétron,
vencedor do Nobel de Física de 1906.

RESUMO

A matemática, a computação e as redes complexas têm auxiliado várias áreas do conhecimento na interpretação de dados. Neste trabalho realizou-se um levantamento bibliográfico de análises complexas aplicadas a problemas biológicos (estudos do cérebro, sinalização celular, interações proteicas, fisiologia a patologias) e identificou-se a necessidade crescente de abordagens complexas para estudo da fisiologia do exercício, exaustão física e rendimento esportivo. Desse modo, foram feitos dois estudos. No Estudo 1 o foco foi o processo exaustivo. Tal ocorrência foi simulada em 4 diferentes esforços durante o exercício de corrida atada, até o seu tempo limite, realizados em uma esteira não motorizada, de acordo com o modelo de potência crítica. Parâmetros mecânicos (força, potência pico, potência média, velocidade e trabalho), parâmetros relacionados à fisiologia (frequência cardíaca, lactato sanguíneo, tempo até o pico de concentração de lactato sanguíneo, massa magra, capacidades anaeróbias e aeróbias) e o escore IPAQ (Questionário Internacional de Atividade Física) foram obtidos. A partir dos dados, foram construídos quatro modelos complexos compostos por nós e *conexões* ponderadas. Tais modelos têm valor tanto teórico como prático, e permitiram perceber novos entendimentos que vão além da análise convencional. Considerando a aplicabilidade na prescrição de treinamento, quando o objetivo é aumentar o desempenho em corridas longas, o foco deve ser a velocidade. Dessa forma, os corredores poderiam tolerar de 7 a 10 minutos de corrida - durações de tempo semelhantes aos modelos 1 e 2. Com o aumento do esforço e redução do tempo, a força e a potência são os principais protagonistas. Assim, em corridas de 2 a 4 minutos (800 m a 1500 m), os atletas devem concentrar seu treinamento em melhorar a força e a potência. No estudo 2, o foco foi no rendimento esportivo. Analisando atletas em pista de atletismo, foram construídos 2 modelos complexos. Testes exaustivos e incrementais incluíram análises fisiológicas e o MAOD (Máximo Déficit de Oxigênio Acumulado), que foram estudados em conjunto na corrida atada e livre. Através da análise complexa, variáveis predominantemente fisiológicas (Capacidades aeróbias e anaeróbias) e antropométricas (Índice de Massa Corporal e Massa Magra) tiveram destaque para adoção de estratégias para o desempenho. Os resultados mostram que os nós, os *links* e as métricas das redes complexas são sensíveis ao aumento das intensidades e esforços, destacando a importância de variáveis mecânicas na ocorrência de exaustão e do rendimento. Os achados também inspiram a aplicação de análises de redes complexas para entendimento do rendimento em outros esportes e novas formas de traçar estratégias de treinamento.

Palavras-chave: redes complexas; exercícios físicos; complexidade; ciência da computação; corrida – treinamento.

ABSTRACT

Mathematics, computing, and complex networks have aided several areas of knowledge in data interpretation. A bibliographic survey of such complex analysis procedures applied to biological problems (brain studies, cell signaling, protein interactions, and physiology to pathologies) was carried out and we observed the growing need for complex approaches to exercise physiology, physical exhaustion and sporting performance. Thus, in Study 1 the focus was the exhaustion or fatigue process. Such occurrence was simulated in 4 different efforts during the tethered running exercise, until its time limit, realized in a non-motorized treadmill, according to the critical power model. Mechanical parameters (force, peak power, power, velocity and work), parameters related to physiology (heart rate, blood lactate, time to peak blood lactate concentration, lean mass, anaerobic and aerobic capacities) and the IPAQ (International Physical Activity Questionnaire) score were obtained and analysed. From the data, four complex models composed of nodes and weighted connections were constructed. Such models have both theoretical and practical value and have allowed us to perceive new insights that go beyond conventional analysis. Considering the applicability in training prescription, when the goal is to increase performance in long runs, the focus should be on velocity. In this way, runners could tolerate 7 to 10 minutes of running - durations of time similar to models 1 and 2. With increased effort and reduced time, force and power are the main protagonists. Thus, in 2-4 minute runs (800 m to 1500 m), athletes should focus their training on improving force and power. In study 2, focusing on performance and analyzing athletes in athletics field track, two complex models were constructed. Time limit tests, incremental tests, MAOD (Maximum Accumulated Oxygen Deficit), and physiological analyzes were studied together in the tethered and free running. Through the complex analysis, predominantly physiological (aerobic and anaerobics capacities) and anthropometric variables (Body Mass Index and Lean Mass) were highlighted for the adoption of greater performance strategies. The results show that the nodes, the links and the metrics of the complex networks are sensitive to the increase of intensities and efforts, emphasizing the importance of mechanical variables in the occurrence of exhaustion and performance improvement. The findings also inspire the application of complex network analyzes for understanding performance in other sports and new ways of designing training strategies.

Keywords: complex networks; physical exercises; complexity; computer science; running - training.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- Figura 1.** Sinais de referência endógenos são encontrados em um comando central "caixa preta". Tais sinais também leva em consideração os "pontos finais" projetados ao calcular comandos eferentes posteriores com base na entrada aferente da atividade metabólica. O resultado muscular subsequente é modificado como resultado desse controle integrativo. Fonte: Adaptado de Lambert et al., 2005.23
- Figura 2.** Sistemas complexos e interativos no processo exaustivo. Fonte: Adaptado de Lambert et al., 2005.29
- Figura 3:** Pontes de Konigsberg Fonte: Elaboração Própria34
- Figura 4.** Grafo simples com vértices a, b, c, d e e. As arestas ad e bc se cruzam mas não formam um novo vértice. O grau do vértice b é igual a 3. Fonte: Elaboração própria.....35
- Figura 5.** Exemplo de grafo direcionado com vértice A, B, C, D e E. Fonte: Adaptado de WILSON, 1970.36
- Figura 6.** Exemplo de grafo e suas respectivas matrizes de adjacência A e incidência I. Fonte: Adaptado de Wilson, 1970.37
- Figura 7.** Propriedades de rede frequentemente utilizadas em representação e para entender sua estrutura topológica relacionada à função. Grau é o número de links que conectam um nó. O nó com maior número de links é chamado Hub. Os hubs podem ter maior importância na rede. Os links podem ser bidirecionais sem setas e mostram influência entre pares de nós. Além disso, um link pode ser direcionado (com seta) e, em seguida, a influência ou fluxo é apenas em uma direção. Um nó ou link pode ser ponderado para demonstrar importância, contribuição ou influência (com variação de tamanho, à esquerda). Uma rede pode conter clusters ou comunidades (círculo pontilhado) mostrando dependência de um ou mais nós conectados. Fonte: Elaboração própria.....39
- Figura 8.** Campos de conhecimento com análise de rede complexa identificados nesta revisão, como seus respectivos temas recorrentes. A área de exercício físico e esportes apresenta o menor número de trabalhos utilizando redes, e geralmente tem focado em interações entre equipes. Fonte: Elaboração própria.42
- Figura 9.** Conceitos (nós cinzas) organizados como rede de influências envolvidas no efeito de rede (preto). A não-linearidade é definida como exibindo saídas que não são proporcionais às entradas; A lei de potência é uma função $y = x^q$, na qual q é a dimensão fractal; Auto-semelhança ou similaridade significa um padrão que se repete em diferentes escalas; O Caos é um conceito que inclui qualquer processo que

inicialmente pode ser pequeno, mas que no futuro possa levar a efeitos de proporções maiores; E o Fractal é um padrão repetido e auto-similar no espaço ou no tempo que exibe o mesmo padrão em diferentes escalas. Fonte: Elaboração própria.43

Figura 10. Nó, links e organização da rede no cérebro. Representações de links em uma rede cerebral, pode ser definido por três tipos de conectividade: estrutural, funcional e efetiva. A conectividade estrutural refere-se a conexões anatômicas e são ilustradas com linhas pontilhadas. A conectividade funcional, definida pela correlação ou coerência entre nós, não fornece direcionalidade ou causalidade e, portanto, é representada sem setas. Como a conectividade efetiva (links com setas) é estimada usando um modelo de interações neuronais, ele pode avaliar a direcionalidade. Isso é ilustrado pelas setas unilaterais. As matrizes de adjacência (ou conectividade) são utilizadas nas análises dos sistemas cerebrais e codificam conectividade estrutural e funcional entre pares de nós. Fonte: Adaptado de PARK e FRISTON, 2013.....48

Figura 11 Voluntário executando um dos testes de corrida atada. Observa-se na figura o cinto colocado entre o quadril e a cintura, responsável pela imposição da resistência (1) o cabo elástico conectado à torre fixada no chão (2) e a esteira não motorizada (3) com o devido aparato de exaustão (à esquerda) que também auxilia no controle da posição do avaliado. (Adaptado de GAMA et al., 2017)77

Figura 12 Trecho do código elaborado para cálculo das correlações que posteriormente foram utilizadas na adição dos links das redes, no software também desenvolvido para cada modelo complexo.80

Figura 13 Trecho do código do software Stakeholder desenvolvido para criação dos modelos e cálculo das métricas complexas. À direita é possível observar as definições dos botões inseridos para interface iniciar os cálculos de cada métrica, adição de nós, adição de links e cada característica determinada81

Figura 14 Resultados das correlações para modelo 1. Também exibem-se os valores do intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. As variáveis são IPAQ, Capacidade Anaeróbia (AnC), Capacidade Aeróbia (AeC), Massa Magra (LeaM), Potência (P), Potência Pico (PP), Força (F), Velocidade (V), Lactato (Lac), Tempo de Lactato (LacT), Trabalho (W), Frequência Cardíaca (HR). Fonte: Elaboração própria.83

Figura 15 Resultados das correlações para modelo 2. Também exibem-se os valores do intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. As variáveis são IPAQ, Capacidade Anaeróbia (AnC), Capacidade Aeróbia (AeC), Massa Magra (LeaM), Potência (P), Potência Pico (PP), Força (F), Velocidade (V), Lactato (Lac), Tempo de Lactato (LacT), Trabalho (W), Frequência Cardíaca (HR). Fonte: Elaboração própria.84

Figura 16 Resultados das correlações para modelo 3. Também exibem-se os valores do intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. As variáveis são IPAQ, Capacidade Anaeróbia (AnC), Capacidade Aeróbia (AeC), Massa Magra (LeaM), Potência (P), Potência Pico (PP), Força (F), Velocidade (V), Lactato (Lac), Tempo de Lactato (LacT), Trabalho (W), Frequência Cardíaca (HR). Fonte: Elaboração própria.	85
Figura 17 Resultados das correlações para modelo 4. Também exibem-se os valores do intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. As variáveis são IPAQ, Capacidade Anaeróbia (AnC), Capacidade Aeróbia (AeC), Massa Magra (LeaM), Potência (P), Potência Pico (PP), Força (F), Velocidade (V), Lactato (Lac), Tempo de Lactato (LacT), Trabalho (W), Frequência Cardíaca (HR). Fonte: Elaboração própria.	86
Figura 18. Modelo de rede complexa proposto para as quatro intensidades. Os nós são medidas de alterações nos sistemas corporais nos níveis mecânico (azul) e fisiológico (laranja) e no escore IPAQ (azul) durante quatro intensidades diferentes de testes de esforço. Fonte: Elaboração própria.	92
Figura 19. Rede complexa contruída para a intensidade 1. Fonte: Elaboração própria.	97
Figura 20. Rede complexa contruída para a intensidade 2. Fonte: Elaboração própria.	97
Figura 21. Rede complexa contruída para a intensidade 3. Fonte: Elaboração própria.	98
Figura 22. Rede complexa contruída para a intensidade 4. Fonte: Elaboração própria.	98
Figura 23. Tempo limite médio (em segundos) \pm desvio padrão.O tempo até que a fadiga foi inversamente proporcional à intensidade do esforço, uma diferença substancial entre a ^a intensidade 1, ^b intensidade 2, ^b intensidade 3. (ANOVA unidirecional seguida pelo teste de Student-Newman-Keuls, n = 9, P <0,05). Fonte: Elaboração própria.	100
Figura 24. Grau máximo em cada intensidade, hubs mais correlacionados e, portanto, conectados a outros em cada intensidade.(ANOVA unidirecional seguida pelo teste de Student-Newman-Keuls, n = 9, P <0,05). Fonte: Elaboração própria.	100
Figura 25. Auto valores máximos; nos esforços menores (Modelos 1 e 2), a velocidade teve contribuições importantes; em maiores esforços, a força e a potência tiveram maior valor e contribuição.(ANOVA unidirecional seguida pelo teste de Student-Newman-Keuls, n = 9, P <0,05). Fonte: Elaboração própria.	101

Figura 26. Máxima centralidade, que considera o fluxo de informação entre os nós; A centralidade foi maior no modelo 3, com a principal contribuição mecânica; no modelo 4, potência pico foi o mais influente. Graus máximos da rede (hubs): ele designa os principais nós afluentes, com o maior número de conexões; Autovalores máximos: o autovalor máximo de uma rede que significa a força gravitacional exercida em cada nó na rede global. Autovalores mais elevados significam mais influência sobre outros sistemas do corporais. Um autovalor maior do que 1,0 significa que a rede é instável; Um autovalor de zero significa que o nó não tem influência. A centralidade compreende a quantidade de controle exercida pelas ligações sobre o fluxo de informação, expressa em termos de caminhos. Fonte: Elaboração própria.101

Figura 27 Atleta atado ao aparato móvel, no momento da corrida atada (acima) e posteriormente em teste de corrida livre (abaixo) em pista de atletismo. Fonte: Adaptado de Ribeiro, 2013.114

Figura 28 Resultados das correlações para modelo de corrida livre. Também se exibem os valores dos intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. Fonte: Elaboração própria.118

Figura 29 Resultados das correlações para modelo de corrida atada. O comportamento geral predominante é que os dados se organizam de maneira mais próxima a regressão indicada nas retas de cada gráfico. Fonte: Elaboração própria.119

Figura 30 Modelo de rede complexa para corrida livre. Todos os 17 nós na rede complexa foram mensurados e calculados para cada indivíduo. Aos links foram atribuídos pesos correspondentes ao coeficiente de correlação entre pares de nós. Os nós representam dados: antropométricos (azul); do teste de tempo limite - exaustivo (cinza); MAOD - dados de capacidade anaeróbia (verde); Testes incrementais - dados de capacidade aeróbia (laranja) e dados de potência aeróbia (vermelho). Fonte: Elaboração própria.122

Figura 31 Modelo complexo para corrida atada. São os mesmos nós da corrida livre com adição dos nós que representam as variáveis obtidas pelo instrumento de imposição de resistência: como os indivíduos correram atados, durante o teste de tempo limite – exaustivo, tem-se resultados representando variáveis biomecânicas (roxo) e 22 nós no total. Fonte: Elaboração própria.122

Figura 32 Os resultados das métricas de rede de acordo com cada modelo. O nó de grau máximo (nó mais popular) foi a Capacidade aeróbia em corrida livre e $P\text{ VO}_2\text{ Pico}$ durante a corrida (ambos a partir de testes aeróbios). Fonte: Elaboração própria. ...126

Figura 33 O valor pico de R (relação entre CO_2 e O_2) foi o autovalor máximo durante a corrida livre e a velocidade foi aquela executada durante a corrida atada (ambos de testes de tempo limite - exaustivo). Fonte: Elaboração própria. 127

Figura 34 Curiosamente, em ambos os modelos, a medida de centralidade aponta para uma medida antropométrica: % Massa Magra, durante a corrida livre, e Índice de Massa Corporal - IMC, durante a corrida atada, indicando qual nó está no caminho central do fluxo de informação em cada rede. Fonte: Elaboração própria. 127

Figura 35 Nós de desempenho: Os nós mais importantes ponderados por métricas e posições. Os nós determinantes da rede complexa de desempenho são mostrados nesta figura, através do ranking de nós dos três principais valores máximos destacados para cada métrica. É possível ver: o papel importante dos dados de potência e capacidade aeróbia; A importância das medidas antropométricas e a respectiva condição dos atletas; E os dados relacionados à respiração e a importância da velocidade para a manutenção do exercício e desempenho individual. Fonte: Elaboração própria. 128

LISTA DE TABELAS

- Tabela 1.** Modelos de rede aplicados para estudar biologia e medicina. Reúne-se a categoria do estudo, autores, revista ou journal, o ano de publicação, o tipo de rede ou abordagem utilizada pelo autor e o principal assunto de interesse. Fonte: Elaboração própria.66
- Tabela 2.** Média e desvios padrão de parâmetros em cada intensidade de teste (1, 2, 3, 4). Fonte: Elaboração própria.93
- Tabela 3.** Médias e desvios padrões que caracterizam a amostra e se tornaram nós para observação do comportamento na dinâmica dos modelos em relação às intensidades. Fonte: Elaboração própria.93
- Tabela 4.** Intervalos de Confiança calculados para o conjunto de variáveis de cada um dos modelos. As siglas são: AnC: Capacidade Anaeróbia, AeC: Capacidade Aeróbia, LeaM: Massa Magra, P: Potência, PP: Potência Pico, F: Força, V: Velocidade, Lac: Lactato, LacT: Tempo de alcance do Lactato Pico, W: Trabalho e HR: Frequência Cardíaca. Fonte: Elaboração própria.....95
- Tabela 5.** Atletas avaliados na pesquisa (identificados por número para proteção da identidade), Disciplina, Recorde Pessoal, Recorde em competições oficiais (R Pessoal), Recorde Mundial Atual (World R), relação entre Recorde Pessoal e Mundial (%WR), nome do atual recordista mundial (Atleta Atual WR), ocasião e local da competição (Competição).111
- Tabela 6** Parâmetros utilizados como nós e seus valores de primeiro quartil, mediana e de terceiro quartil em cada modelo, em corrida livre e atada. São mostrados os dados mensurados diretamente dos testes principais de tempo limite - exaustivo, de testes incrementais - dados de potência e capacidade aeróbia - e do MAOD - dados de capacidade anaeróbia. Fonte: Elaboração própria.....123
- Tabela 7** Parâmetros utilizados como nós extras durante a corrida atada, valores médios, desvios padrão, valores de primeiro quartil, media e valores do terceiro quartil são mostrados abaixo. Fonte: Elaboração própria.124

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

a: *acceleration*, aceleração.

AWC: *Anaerobic Work Capacity*, Capacidade de Trabalho Anaeróbio.

bpm: *beats per minute*, batimentos por minuto.

CO₂: *Carbon Dioxide*, Gás Carbônico.

CP: *Critical Power*, Potência Crítica.

D: *Displacement*, Deslocamento.

DNA: *Deoxyribonucleic Acid*, Ácido Desoxirribonucleico.

F: *Force*, Força.

FC: Frequência Cardíaca.

fMRI: *Functional Magnetic Resonance*, Ressonância Magnética Funcional.

GPS: *Global Position System* (Sistema de Posicionamento Global).

IPAQ: *International Physical Activity Questionnaire*, Questionário Internacional de Atividade Física.

m: *mass*, massa.

MAP-quinase: *Mitogen Activated Protein Kinases*, Proteína-quinases ativadas por mitógenos.

MMPN: *nitric ester*, éster nítrico.

NBA: *National Basketball Association*, Associação Nacional de Basquete (EUA).

NO: *Nitrogen Oxide*, Óxido Nítrico.

O₂: *Oxygen*, Oxigênio.

P: *Power*, Potência.

p53-MDM2: proteínas associadas p53 e MDM2 (*murine double minute 2*).

RNA: *Ribonucleic Acid*, Ácido Ribonucleico.

T_{lim}: *time limit*, tempo limite.

V: *Velocity*, Velocidade.

VO_{2max}: *maximum rate of oxygen consumption*, consumo máximo de oxigênio.

W: *Work*, Trabalho.

VCO₂ Produção de dióxido de carbono.

VO₂ Consumo de oxigênio.

VO_{2Pico} Consumo pico de oxigênio.

vVO_{2Pico} Velocidade associada ao consumo pico de oxigênio.

MAOD *Maximum Accumulated Oxygen Deficit*, Máximo Déficit de Oxigênio Acumulado.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	20
CAPÍTULO 1: REVISÃO ENVOLVENDO GRAFOS, PROBLEMAS BIOLÓGICOS E COMPLEXIDADE	33
1.1 NOÇÕES FUNDAMENTAIS DE TEORIA DOS GRAFOS	33
1.2 REDES E PROBLEMAS BIOLÓGICOS	38
1.3 EFEITO DE REDE: <i>NETWORK EFFECT</i>	42
1.4 MODELOS PARA ESTUDO DO CÉREBRO	47
1.5 MODELOS PARA PROTEÍNAS E SINALIZAÇÃO CELULAR	52
1.6 COMPLEXIDADE EM PATOLOGIAS	54
1.7 REDES PARA FISIOLOGIA, EXERCÍCIO E ESPORTES	56
1.8 FISIOLOGIA APLICADA AO EXERCÍCIO	60
1.9 CONSIDERAÇÕES DO CAPÍTULO	65
CAPÍTULO 2: REDES COMPLEXAS REVELAM CORRELAÇÕES ENTRE MÉTRICAS DE REDE, INTENSIDADE DO EXERCÍCIO E PAPEL DAS MUDANÇAS CORPORAIS NO PROCESSO EXAUSTIVO	71
2.1 UM NOVO MODELO DE FADIGA	71
2.2 MATERIAIS E MÉTODOS	74
2.2.1 <i>Participantes</i>	74
2.2.2 <i>Análises antropométricas</i>	75
2.2.3 <i>Procedimentos e Testes</i>	76
2.2.4 <i>Elaboração dos Modelos Complexos</i>	79
2.2.5 <i>Métricas Complexas</i>	87
2.3 PROPOSIÇÃO E RESULTADOS	91
2.3.1 <i>Variáveis mecânicas e fisiológicas envolvidas no processo de fadiga</i>	91
2.3.2 <i>Modelos matemáticos e interface</i>	94
2.4 DISCUSSÃO E CONCLUSÕES	102
CAPÍTULO 3: REDES COMPLEXAS NA ANÁLISE DE ATLETAS EM CORRIDAS LIVRE E ATADA EM PISTA DE ATLETISMO	107
3.1 INTRODUÇÃO	108
3.2 MATERIAIS E MÉTODOS	110
3.2.1 <i>Caracterização dos atletas</i>	110
3.2.2 <i>Testes de tempo limite - exaustivo</i>	112
3.2.3 <i>Testes incrementais de potência aeróbia e determinação da capacidade</i>	115
3.2.4 <i>MAOD - Teste de capacidade anaeróbia</i>	116
3.2.5 <i>Modelos de redes complexas</i>	116
3.3 RESULTADOS E ANÁLISES	120
3.4 DISCUSSÕES	128
3.4.1 <i>Análise dos graus</i>	129
3.4.2 <i>Análise dos autovalores</i>	130
3.4.3 <i>Análise da centralidade</i>	130
3.5 CONCLUSÕES	131
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	133

INTRODUÇÃO

Muitas investigações têm sido dedicadas à compreensão das causas geradoras da sensação de esgotamento ou fadiga, a qual precede a exaustão física de indivíduos sedentários ou treinados, quando submetidos a um exercício físico de elevada intensidade (KAY *et al.*, 2001 e JENKINS, 1993) ou longa duração (LEPERS *et al.*, 2002). Tais estudos objetivam elucidar os fatores chave para a ocorrência do fenômeno exaustivo. Nesse sentido, existe uma linha que se concentra nas explicações fisiológicas para esta ocorrência, sendo subdividida em fatores centrais, i.e., relacionados ao sistema nervoso central (ST CLAIR GIBSON e NOAKES, 2004 e MACORA *et al.*, 2009) e fatores periféricos, com destaque para os mecanismos de falhas atrelados ao aparato muscular e energético individual (VOLOSHIN *et al.*, 1998 e FINSTERER, 2012).

Neste cenário multifatorial de estudos relacionados à exaustão física, observa-se uma área de investigação denominada redes complexas. Tal área tem sido aplicada, com sucesso, ao estudo de variados tipos de sistemas, incluindo sistemas biológicos. A "nova ciência das redes" é um campo emergente, mas seus estudos apresentam raízes antigas, desde a utilização da teoria dos grafos, em 1736, para resolução de problemas práticos. A ciência das redes inclui a aplicação de redes complexas para estudo e análise de diferentes áreas do conhecimento. Uma rede é um grafo e pode ser representada por nós e arestas. As arestas também podem ser chamadas de ligações ou conexões (*links*) que, por sua vez, representam a interação ou caminho de um nó para outro da rede. Por exemplo, cadeias alimentares são sistemas interdependentes e, de acordo com esta área de investigação, tais cadeias podem ser representadas como redes. Neste caso, os nós representam as espécies e as ligações correspondem às relações predador-presa entre os organismos concorrentes (LEWIS, 2009). Em outro extremo da biologia, estão os processos bioquímicos entre proteínas que também formam redes. Tais redes são análogas a circuitos eletrônicos

em um *chip*, mas, em substituição à regulação de fluxo de elétrons, as redes de proteínas descrevem a regulação das proteínas, aminoácidos e outros metabólitos envolvidos nessas interações (LEWIS, 2009). Tal abordagem também pode ser aplicada para estudo das interações internas e externas, nos diferentes sistemas corporais.

Até o presente momento, redes complexas biológicas seguem dois principais focos: i) a análise estática, nas quais a estrutura topológica da rede está relacionada a função; e ii) análise dinâmica, em que os processos bioquímicos são equiparados com fluxos ou sinais (LEWIS, 2009). A abordagem como sistema complexo mostra-se extremamente ampla e aplicável, inclusive à dinâmica da biologia corporal durante exercícios físicos, porém ainda é pouco explorada para esse fim.

Grande parte dos estudos envolvendo exercício físico e exaustão procuram explicar esse fenômeno por meio de apenas uma ou algumas variáveis físicas, fisiológicas ou psicológicas, ou ainda sugerem interessantes pontuações práticas para potencializar o tempo de exercício, tanto em modelo humano quanto animal, em dado esforço, porém pautados em aspectos observacionais e/ou análises de causa e efeito. O mesmo se dá para a compreensão do desempenho esportivo. Todavia, em ambos os casos, faz-se necessário investigar as interações entre as respostas advindas de diferentes interseções. A exaustão física, por exemplo, pode ser analisada como um sistema mais amplo e interdependente.

Especificamente no caso da exaustão física (aqui tratada como similar à fadiga ou impossibilidade de manutenção do esforço), alguns autores têm despendido esforços para sua compreensão. Em 2012, Noakes citou um influente livro escrito por Angelo Mosso no final do século XIX, que sugere que a fadiga (ou exaustão) “à primeira vista pode parecer uma imperfeição do corpo, mas é uma das suas mais maravilhosas perfeições”. Mas por qual razão? Quando a fadiga é instalada pelo esforço realizado, ela acaba por minimizar a possibilidade de lesões, logo sua função principal é a de proteção.

Mais de um século se passou para se confirmar a ideia de Mosso que, tanto o cérebro quanto os músculos, alteram a sua função durante o exercício e que a fadiga faz parte de um controle complexo, cujo objetivo principal é proteger o corpo contra danos ocasionados pelo exercício extenuante. A última década testemunhou a crescente percepção de que modelos que desconsideravam o papel do cérebro, por exemplo, não podem explicar o desempenho no exercício. Estas sensações de fadiga são únicas para cada indivíduo e as decisões mentais feitas por vencedores e perdedores, tanto em treinamento quanto em competição, são os determinantes finais de desempenho. Mostra-se, portanto a importância de modelos multifatoriais que procuram estudar a exaustão.

Além desses aspectos neurológicos interagindo na exaustão, o exercício físico afeta o equilíbrio de todo o ambiente interno, conforme relatado por Ament e Verkeke (2009). Durante o exercício, os músculos que se contraem geram força, potência e calor. Assim, o exercício físico é, na verdade, uma forma de geração de energia mecânica, que irá consumir os estoques de energia do corpo. Metabólitos e calor também são gerados e esses afetam o estado de equilíbrio do ambiente interno, gerando sensações desconfortáveis que culminam na exaustão. O papel fisiológico dessas sensações é a proteção contra os efeitos deletérios do exercício. A intensidade, o tempo, a resistência e o tipo de exercício são variáveis que causam efeitos diferentes dentro dos sistemas corporais, que por sua vez criam diferentes tipos de sensações dentro da mente do sujeito durante o exercício. Lambert *et al.* (2005) esquematizam uma ideia similar, destacando o papel de cálculos centrais no processo da fadiga, conforme Figura 1.

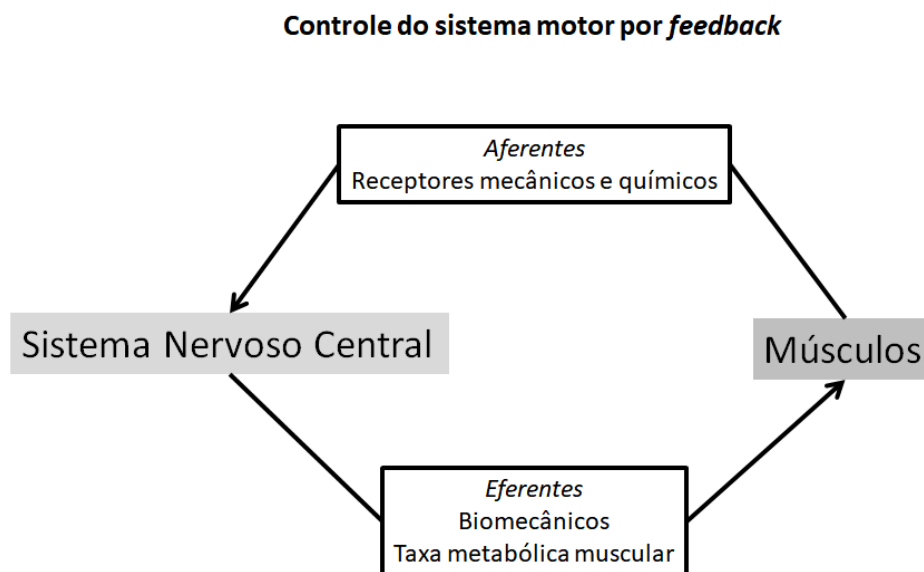


Figura 1. Sinais de referência endógenos são encontrados em um comando central "caixa preta". Tais sinais também leva em consideração os "pontos finais" projetados ao calcular comandos eferentes posteriores com base na entrada aferente da atividade metabólica. O resultado muscular subsequente é modificado como resultado desse controle integrativo. Fonte: Adaptado de Lambert et al., 2005.

O exercício físico também altera o equilíbrio bioquímico nas células musculares em que ocorrem. O fosfato inorgânico, prótons, magnésio, lactato livre, dentre outros elementos, se acumulam dentro das células (NOAKES, 2012). Estes afetam diretamente a mecânica da célula em cada músculo. Além disso, afetam negativamente as diferentes organelas celulares musculares que estão envolvidas na transmissão, inclusive, de sinais neurais. Os metabólitos musculares produzidos e o calor gerado na contração muscular são liberados no ambiente interno, colocando pressão sobre o seu estado de equilíbrio. A grande mudança do metabolismo muscular em comparação com as condições de repouso induz um aumento significativo no fornecimento de sangue para o músculo, causando um aumento do trabalho do sistema circulatório sanguíneo e das trocas gasosas (LAMBERT, GIBSON & NOAKES, 2005). Logo, nutrientes devem ser fornecidos ao músculo exercitado, consumindo os estoques de energia em outras partes do corpo. Além disso, as fibras musculares liberam citocinas que, por sua vez, criam muitos efeitos em outros órgãos

e tecidos. Todos esses mecanismos diferentes criam, mais cedo ou mais tarde, sensações de fadiga e exaustão no sistema nervoso central do sujeito em exercício. O efeito é a redução até cessação completa do exercício. (AMENT & VERKERKE, 2009; NOAKES, 2012). Vale destacar que muitas doenças aceleram o consumo dos estoques de energia do corpo, produzindo inclusive mudanças que geram a sensação de fadiga, a fim de evitar o uso das suas reservas de energia mesmo sem exercício. Neste caso, o corpo trabalha priorizando a recuperação dos sistemas corporais, evitando também, um possível início de exercício.

Com foco no consumo de oxigênio, Rønnestad *et al.* (2016) investigaram as respostas fisiológicas que resultam no consumo máximo de oxigênio em diferentes intervalos durante o ciclismo. Em ordem aleatória, treze ciclistas bem treinados realizaram três diferentes protocolos, definindo um intervalo de repouso entre exercícios. Eles sugerem que um intervalo de trinta segundos induz um estímulo maior de exercício, portanto, os intervalos fixos de trinta segundos podem ser usados para aperfeiçoar o tempo de treinamento. Observa-se, portanto, que existe um intervalo considerado ideal entre um e outro exercício, que pode fazer com que metabólitos e outras alterações corporais voltem a um estado ideal, possibilitando a retomada do exercício, diferentemente de exercícios contínuos que culminam na exaustão mais rápida e diretamente.

Ainda investigando a relação entre consumo de oxigênio e tempo de exaustão, Raffalt *et al.* (2013) estudaram os efeitos de dois tipos de esteiras (esteira regular e esteira de pressão positiva) em velocidades diferentes. A esteira de pressão positiva permite que os corredores executem o exercício com menor massa corporal simulada. Essa é uma maneira elegante de dizer que suas pernas – dentro de uma bermuda de *neoprene* - são compactadas em uma bolha sobre a esteira e o ar pressurizado é bombeado, sustentando parcialmente o corpo e efetivamente reduzindo a sua massa. Dentre outros resultados, os autores sugeriram que foi possível a obtenção do consumo máximo de oxigênio em ambas as esteiras, mas o tempo até a exaustão variou entre esses dois ergômetros, sendo 34,5% maior na

esteira de pressão positiva. Desse modo, os autores apontam para a massa corporal como uma variável inversamente proporcional ao tempo de exaustão física do indivíduo. Ressalta-se que, considerando a aplicação no âmbito esportivo, a esteira de pressão positiva permite uma corrida mais longa com menos impacto e, por tal motivo, tem sido utilizada por maratonistas para “ensinar” o sistema músculo-esquelético a correr com maior velocidade, minimizando danos articulares (O'MARA, 2013).

Ainda com o foco no consumo de oxigênio, mas abordando outras características do sistema respiratório, Romer e Polkey (2008) estudaram a demanda e transporte de O_2 (oxigênio) e CO_2 (gás carbônico) máximos em humanos saudáveis, e consideram que exercícios pesados exigem capacidade extra do sistema respiratório. Técnicas de estimulação têm fornecido evidências objetivas de que o diafragma e os músculos abdominais também estão suscetíveis à fadiga, que parece estar relacionada a níveis elevados de trabalho muscular respiratório associada ao aumento do fluxo sanguíneo, que acaba competindo com os músculos dos membros do aparelho locomotor. Quando os músculos respiratórios usam manobras respiratórias voluntárias, o tempo até a exaustão durante o exercício é reduzido. A estratégia utilizada por estes autores foi a ventilação mecânica durante exercícios pesados, e com ela observou-se que é possível prevenir a fadiga do diafragma induzida pelo exercício, além de aumentar o tempo de exercício até a exaustão. Estes resultados sugerem que a fadiga do músculo respiratório pode estar envolvida na limitação da tolerância ao exercício. Surge então mais um fator determinante na exaustão: a capacidade respiratória aliada à fadiga específica dos músculos envolvidos no processo respiratório, que dependerá do seu estado até mesmo anterior ao exercício.

Em uma vertente mais atrelada às respostas celulares e musculatura esquelética, Wang e Lu (2013) destacaram a importância do NO (óxido nítrico) nos efeitos fisiológicos e celulares do crescimento, reparação e função muscular. Fibras musculares distróficas exibem um aumento da susceptibilidade a danos. Logo, eles

relataram que a síntese e as propriedades do éster nítrico (MMPN) produziram melhorias significativas em fenótipos bioquímicos, patológicos e funcionais em ratos. Eles chegaram a conclusão que a resistência do exercício foi prorrogada por 47% no tempo de exaustão e 84% na execução de distância em corrida. Além disso, observaram que houve diminuição da concentração de cálcio intracelular livre, o que impediu uma das causas da fraqueza muscular esquelética. Deste modo, as investigações revelaram um novo tratamento potencial para doenças musculares, e também propuseram uma estratégia de controle, ou ao menos retardo, da exaustão no esforço.

Noakes (2000), autor que vem investigando frequentemente a exaustão física por distintas abordagens, relata que conceito mais amplamente divulgado de fadiga é a sensação que se desenvolve durante o exercício de intensidade moderada a alta, quando a capacidade do sistema cardiorrespiratório de fornecer oxigênio para os músculos em exercício vai decaindo, sob indução do metabolismo anaeróbio. Entretanto, o autor aponta que esse modelo cardiovascular / anaeróbio é insatisfatório já que: (i) uma análise mais rigorosa indica que o primeiro órgão a ser afetado por anaerobiose durante o exercício seria provavelmente o coração e não os músculos esqueléticos (esta possibilidade foi totalmente aceita pelos pesquisadores pioneiros em fisiologia do exercício, mas tem sido ignorada pelos fisiologistas modernos); (ii) nenhum estudo foi ainda estabelecido na presença de quaisquer fatores anaeróbios durante o exercício; (iii) pode existir um modelo capaz de explicar por que o exercício termina em uma variedade de condições. Isso inclui o exercício prolongado, o exercício sob calor e altitude, e em pessoas com doenças crônicas no coração e nos pulmões. Não há evidência de anaerobiose músculo esquelética, hipóxia ou isquemia, antes mesmo que haja a ativação completa da massa muscular esquelética total; e (iv) medidas cardiovasculares e outras que se acreditavam serem relacionadas com anaerobiose músculo esquelética, incluindo o consumo máximo de oxigênio ($\text{VO}_{2\text{-max}}$) e o "limiar anaeróbio", são, na verdade, preceptores indiferentes de capacidade de exercício em atletas com habilidades semelhantes. A avaliação deste

autor sugere que quatro modelos adicionais precisam ser considerados. Estes modelos adicionais são: (i) modelo de fornecimento/consumo de energia, (ii) modelo de potência/recrutamento muscular, (iii) modelo biomecânico e (iv) modelo psicológico. Ao analisar as características de tais modelos, o autor fornece uma visão ampla dos fatores fisiológicos, metabólicos e biomecânicos que podem limitar o desempenho do exercício sob diferentes condições. Segundo este autor, uma compreensão mais completa da fadiga durante o exercício e a relevância das adaptações que se desenvolvem com o treinamento deve considerar cada um dos modelos de fadiga, em diferentes condições de exercício. Daí é reforçada a necessidade de construção de modelos para melhorar a compreensão da fadiga/exaustão.

Mais um trabalho sobre exaustão que destaca a necessidade de abordá-la como sistema, desenvolvido por St Clair Gibson e Noakes (2004), propõe um modelo que ajuda na compreensão da dinâmica de regulação neural pelo recrutamento muscular esquelético em seres humanos durante exercícios físicos. Eles concluem que o desenvolvimento da fadiga física precisa ser entendido como um evento mais relativo do que absoluto. Que a sensação de fadiga é mais uma representação sensorial do estado do indivíduo, resultante de processos integrativos neurais, não se tratando, portanto, de um evento físico mensurável e pré-definido. Eles defendem que o próprio exercício envolve cálculos neurais ativos controlados pelo governador central do cérebro, que integra sinais sensoriais internos com informações do ambiente para produzir uma intensidade aceitável de exercício. Propondo um sistema levando tais fatores em consideração, os autores mostram que uma possível explicação da fadiga seria um sistema dinâmico complexo e não linear no qual um sistema de ordem psicológica interage como parte de um sistema complexo para regular atividades antes, durante e após exercícios físicos. Desta forma, são necessárias outras análises que considerem as mudanças como sistema e que possam explicar o fenômeno da fadiga.

Destacando a necessidade de analisar diferentes sistemas corporais para

compreensão da fadiga, Abbiss e Laursen (2005) estudaram o ciclismo prolongado e descobriram que o desempenho pode ser limitado por vários fatores fisiológicos, biomecânicos, ambientais e psicológicos. Eles elencaram trabalhos que abordam o tema da fadiga como modelos de causa e efeito: (i) cardiovasculares/anaeróbios, (ii) suprimento/falta de energia, (iii) fadiga neuromuscular, (iv) trauma muscular, (v) biomecânico, (vi) termorregulatório, (vii) psicológico/motivacional, e (viii) governador central. No final do trabalho, propuseram um modelo de fadiga baseado em sistemas complexos, em que todos esses modelos mencionados fornecem *feedbacks* diferentes, os quais são integrados por um governador central na percepção inconsciente de fadiga. Desta forma, os autores descreveram esses modelos e abordaram especificamente a forma como estes podem influenciar o desenvolvimento de fadiga durante o ciclismo. Ao final, eles mostram como esses modelos podem ser integrados em um modelo de sistema complexo de fadiga induzida por exercício, mais completo e abrangente. Destaca-se, portanto, a necessidade revelada de examinar mais de um sistema corporal envolvido na fadiga com o objetivo de esclarecer numerosos fatores inter-relacionados e apontar modelos complexos mais próximos da situação real de ocorrência da exaustão. A Figura 2 resume a ideia dos autores sobre as respostas diversas em níveis distintos que devem ser consideradas no estudo da fadiga.

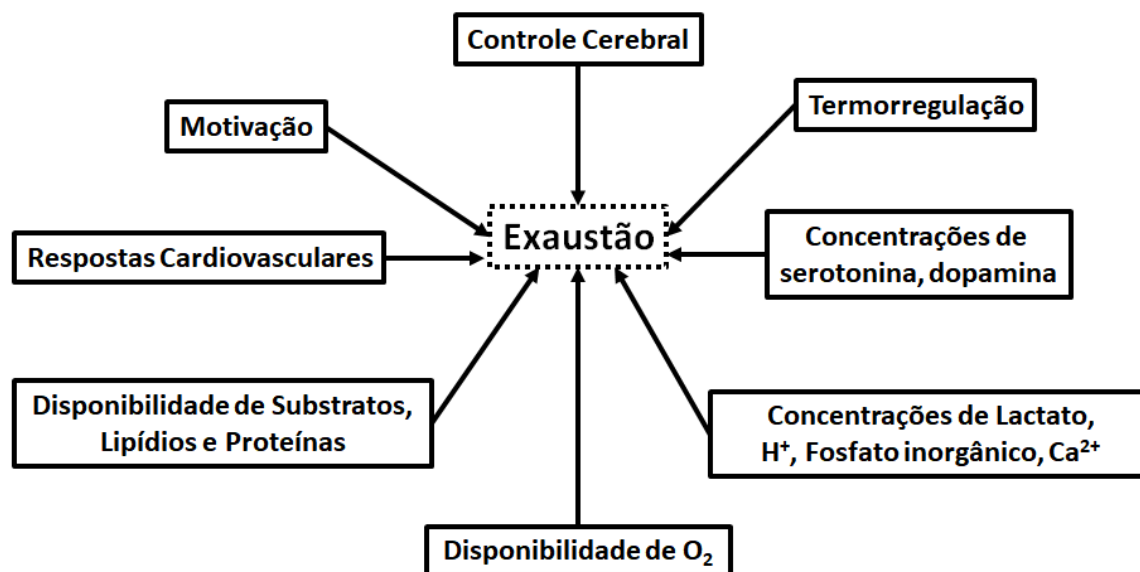


Figura 2. Sistemas complexos e interativos no processo exaustivo. Fonte: Adaptado de Lambert et al., 2005.

A maioria dos estudos aqui citados analisa a exaustão física no ciclismo e corrida. Desta forma, torna-se interessante ampliar as análises utilizando a corrida livre e atada, por exemplo, de forma a aferir diversas variáveis relativas à fadiga. Torna-se original também fazer essas mensurações em outra modalidade de corrida: a atada, em esteira rolante não motorizada, que possibilita também a mensuração de registros de força que o indivíduo em exercício é capaz de desempenhar. Cheetham *et al.*, (1985) propuseram um método denominado ergometria atada, com exercício de corrida realizado em esteira não motorizada, utilizando um sistema com célula de carga. Tal teste utiliza 30 segundos de esforço do avaliado atado à uma corda elástica fixada em uma superfície à célula de carga, e a outra, à cintura do avaliado. A micro modificação conformacional da célula de carga durante o protocolo foi emitida como sinal de voltagem, sendo um conversor analógico-digital utilizado para a ampliação e transferência do sinal para o computador. Este teste pode ser adaptado para o avaliado executar a corrida até a exaustão, sem tempo pré-determinado. Com isto, é possível então identificar a velocidade, força e consequentemente a potência que o sujeito desempenhou ao longo do teste.

São observados na literatura protocolos de avaliação adotando o método de ergometria atada. Dentre eles, destacam-se estudos envolvendo a própria corrida, realizada tanto em laboratório (CHEETHAM *et al.*, 1985; LAKOMY, 1987) como em campo (LIMA *et al.*, 2011).

Com base em todos os trabalhos citados até o presente, é possível afirmar que, até então, as causas da exaustão física não estão bem definidas/delimitadas. Além disso, observa-se a necessidade de se identificar quais as mudanças físicas específicas que possam ser convertidas em variáveis mensuráveis, propiciam efetivamente a exaustão física individual. A maioria dos trabalhos atuais e alguns aqui relacionados procuram explicar a exaustão como uma situação de simples causa-efeito, simplesmente linear ou ainda em abordagem reducionista/localizada (FINSTERER, 2012, HAMILTON *et al.*, 2006). Todavia faz-se necessário entendê-la como parte de um sistema, que sofre influências diversas. Daí a necessidade investigações que considerem outras e distintas variáveis capazes de contribuir na explicação da exaustão, considerando mensurações de alterações corporais, bem como suas relações, na tentativa de apresentar um modelo que melhor represente a situação da exaustão.

De modo geral, a presente tese objetiva aplicar os conhecimentos das redes complexas para a compreensão das respostas ao exercício físico. Na primeira etapa, a principal preocupação é a ocorrência da exaustão e posteriormente o rendimento esportivo. O intuito é ampliar o entendimento acerca de influências consideradas diretas ou indiretas no fenômeno da exaustão física e como seu entendimento também auxilia em estratégias para o desempenho.

Especificamente, objetiva-se:

- i) Avaliar diferentes parâmetros físicos, fisiológicos e mecânicos possivelmente relacionados à exaustão em exercício de corridas atadas, em diferentes intensidades;
- ii) Identificar os parâmetros que revelem alterações

expressivas relacionadas à exaustão física nos tipos de exercício propostos;

iii) Compreender as relações entre tais parâmetros identificados na geração da exaustão em cada intensidade;

iv) Construir um ou mais modelos que simulem a ocorrência da exaustão, conforme as entradas identificadas como variáveis, com interações dinâmicas e complexas em intensidades diferentes de corrida atada;

v) Comparar esses modelos de acordo com as intensidades de exercício propostos.

vi) Identificar e avaliar tipos de exercício que podem se relacionar no estudo do rendimento durante o exercício.

vii) Extrair variáveis mensuráveis de indivíduos em exercício e relacioná-las matematicamente.

viii) Construir modelos complexos que auxiliem no entendimento do desempenho durante exercício.

ix) Realizar análises que incluam métricas complexas que auxiliem no entendimento, tanto da exaustão quanto do desempenho dos indivíduos em exercício.

Dentre as hipóteses, espera-se que a avaliação dos parâmetros revele aqueles que melhor representem as alterações corporais a nível fisiológico e mecânico, em cada tipo intensidade de corrida. Ao compreender as relações entre esses parâmetros, será possível criar a inter-relação, que representada como rede complexa, será uma ligação entre esses parâmetros. A partir disso, espera-se ser possível construir uma ou mais redes de influências (modelo complexo) entre uma e outra variável, utilizando exercício de corrida, para que se possa construir sua dinâmica de interações. Espera-se que métricas matemáticas do modelo final auxiliem no entendimento da dinâmica da ocorrência da exaustão em cada intensidade de exercício.

Com essa dinâmica definida e a partir da construção desses modelos, espera-se ser possível destacar variáveis chave do processo exaustivo. Já no caso do rendimento, espera-se que as redes mostrem variáveis que se destacam no desempenho dos avaliados. A área de investigação das redes complexas possibilita análise tanto estrutural quanto dinâmica desta ocorrência, destacando as principais conclusões que se relacionam com a ocorrência da exaustão e do desempenho.

Após contextualização das temáticas apresentadas na introdução e buscando contemplar os objetivos propostos, a presente tese está estruturada em capítulos. No Capítulo 1, é apresentada uma revisão de literatura envolvendo teoria dos grafos e estudos que se utilizam das redes complexas aplicadas a diferentes áreas da saúde e biológicas. O Capítulo 2 apresenta a aplicação prática de exercício atado em laboratório e a análise de redes complexas para cada intensidade de exercício realizado, mostrando resultados, metodologias e discussões. O estudo 1 deste capítulo foi sintetizado em inglês e publicado no periódico *Scientific Reports*, da *Nature Publishing Group*¹, além de ser destacado na revista Unicamp Pesquisa² que comenta os achados do estudo. Essa revista é uma iniciativa da Pró-Reitoria de Pesquisa da Unicamp em divulgar trabalhos de destaque realizados dentro da universidade. Já no Capítulo 3 são apresentados os conceitos, métodos e análises do estudo 2, que envolveu o estudo de corrida livre e atada em pista de atletismo, sob à luz das redes complexas, suas perspectivas futuras, seguidas das referências bibliográficas utilizadas neste trabalho.

¹ Disponível pelo acesso público on-line via website: <https://www.nature.com/articles/srep10489>

² Unicamp Pesquisa. Ano 02. Número 02. 2016. https://www.prp.unicamp.br/sites/default/files/revista/fb_REVISTA-2-eng/index.html

CAPÍTULO 1: REVISÃO ENVOLVENDO GRAFOS, PROBLEMAS BIOLÓGICOS E COMPLEXIDADE

Esse primeiro capítulo se caracteriza por uma revisão dos principais conceitos relacionados aos fundamentos iniciais de construção de redes complexas. São apresentadas noções fundamentais da Teoria dos Grafos e a abordagem matemática inicial de construção de redes que possibilita a análise e compreensão de estruturas e modelos complexos. Em seguida, apresenta-se uma revisão de trabalhos da literatura que mostram a análise de redes aplicadas a problemas biológicos, divididos conforme as categorias encontradas.

1.1 NOÇÕES FUNDAMENTAIS DE TEORIA DOS GRAFOS

Com intuito de introduzir os conceitos fundamentais de teoria dos grafos, que é bastante empregada na presente tese, essa subseção aborda essa temática brevemente.

A Teoria dos Grafos teve seu início marcado pela publicação do artigo de Leonhard Euler (* 1707- † 1783), em 1736, chamado *Seven Bridges of Königsberg* (Sete Pontes de Königsberg). Este problema abordado por Euler desenvolveu o fundamento inicial da teoria dos grafos. O problema baseia-se na cidade de Königsberg, que até 1945 era o território da Prússia, e hoje se chama Kaliningrado, pertencente à Rússia. Em Königsberg, a posição do rio Prególia formou grandes ilhas e porções de terra. Juntas, essas ilhas formaram um complexo com sete pontes (Figura 3).

A possibilidade de atravessar todas as pontes sem repetir nenhuma delas foi então levantada. Esse problema tornou-se uma lenda popular, até Euler, em 1736, provar que não havia como fazer a travessia sem repetir as pontes, ao construir o primeiro grafo da história.

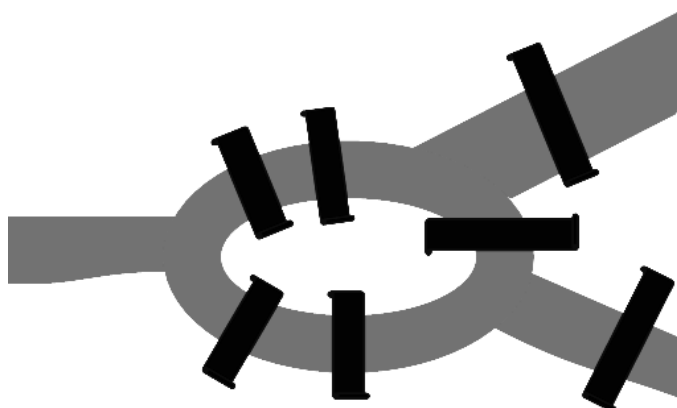


Figura 3: Pontes de Königsberg Fonte: Elaboração Própria

Euler representou as pontes como *links* e suas interseções (porções de terra) como vértices, fazendo o que deve ter sido o primeiro grafo. Ele notou que ele poderia atravessar todo o caminho passando apenas uma vez em cada ponte, apenas se não houvesse nenhum ou dois nós a partir dos quais existisse um número ímpar de caminhos.

Deve haver um número par de *links* em cada nó, uma vez que uma entrada e saída foram necessárias. Dois nós sem *links* direto se referem ao início e ao final de um caminho. Desta forma, uma pessoa não poderia atravessar as sete pontes passando uma vez apenas em cada uma delas, mas seria necessário que esta pessoa atravessasse ao menos uma das pontes duas vezes.

O trabalho de Euler é considerado o primeiro resultado da teoria dos grafos. Isso significa que, inicialmente, a solução de problemas não depende de medidas específicas, porém ilustra a conexão profunda entre a teoria dos grafos e a topologia das representações.

A base matemática principal a ser utilizada para construção de modelos complexos interativos nesta tese envolve os conceitos da teoria dos grafos. São fundamentais, portanto, algumas definições. Um grafo pode ser representado por

pontos (nós) e linhas (*links*) em um diagrama. Os pontos podem ser chamados de nós que, dentro da teoria, recebem o nome mais comum de vértice. Já as linhas são chamadas de arestas. O diagrama final é denominado grafo. A intersecção de arestas não representa um novo vértice, conforme mostrado na Figura 4. Já o conceito de grau do vértice é o número total de arestas incidentes àquele vértice (WILSON, 1970).

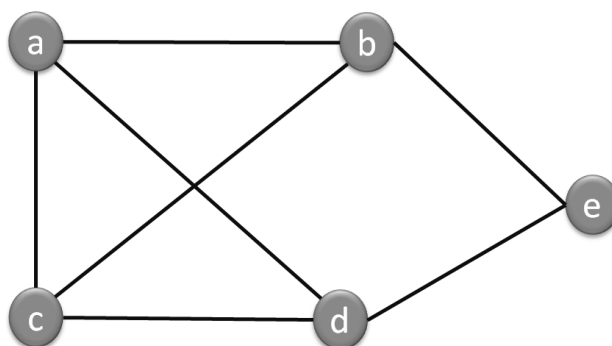


Figura 4. Grafo simples com vértices *a, b, c, d* e *e*. As arestas *ad* e *bc* se cruzam mas não formam um novo vértice. O grau do vértice *b* é igual a 3. Fonte: Elaboração própria.

Os vértices podem representar a aplicação dos grafos em diferentes situações. Em termos práticos, na ciência do esporte, os vértices, por exemplo, podem ser representados por equipes de futebol e as arestas, os jogos que disputam entre si. Frequentemente, outros cenários são mais comumente analisados através de grafos, tais como uma rede de energia elétrica, que também pode ser mapeada por meio de um grafo (LEWIS, 2009).

Um grafo também pode ser direcionado sendo chamado de dígrafo. Isso significa que cada aresta terá uma única direção. Geralmente se não há indicação, tal aresta é bidirecional.

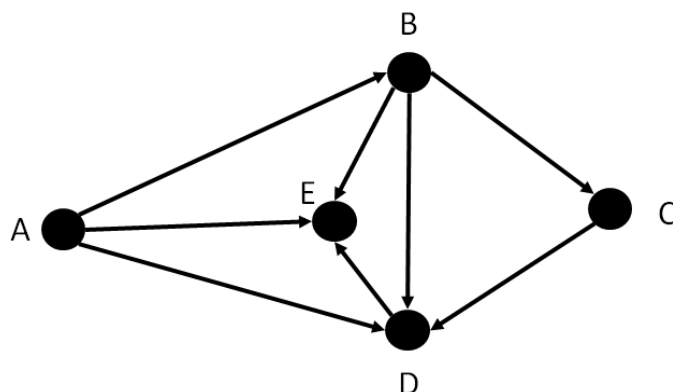


Figura 5. Exemplo de grafo direcionado com vértice A, B, C, D e E. Fonte: Adaptado de WILSON, 1970.

A forma de chegar de vértice até outro sem repetição de vértice é denominada caminho (*path*). Um exemplo, como na Figura 5, é o caminho $A \rightarrow E \rightarrow D \rightarrow B$. Já $B \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow B$ é intitulado como passeio ou *walk* cíclico. Um grafo pode ser uma peça única, de modo que qualquer dois vértices são conectados por um caminho, ou seja, tal grafo é conexo (*connected graph*). Um grafo em mais de uma peça é denominado grafo desconexo (*disconnected graph*). Já uma árvore é um grafo com ausência de ciclos e com apenas um caminho entre pares de vértices.

Um grafo simples G consiste de um conjunto finito não vazio $V(G)$ de elementos chamados de vértices (ou nós), e um conjunto finito $E(G)$ de pares não ordenados distintos de elementos distintos de $V(G)$ chamadas arestas. Nós chamamos $V(G)$ o conjunto de vértices e $E(G)$ o conjunto de arestas de G . Uma aresta $\{v, w\}$ é dita para juntar os vértices v e w , e geralmente é abreviada para vw .

A representação matricial é de fundamental importância e vai além do diagrama representado visivelmente para que seja possível armazenar e trabalhar com grafos maiores e na construção de modelos complexos.

Para isso utiliza-se a matriz de adjacências do grafo, que torna possível

também construí-lo e analisá-lo matematicamente. Se G é um grafo com vértices marcados $\{1, 2, \dots, n\}$, sua matriz de adjacência A é a matriz $n \times n$ cuja entrada ij é o número de arestas que juntam o vértice i ao vértice j . Se, além disso, as arestas estão rotuladas $\{1, 2, \dots, m\}$, a matriz de incidência I é a matriz $n \times m$ cuja ij -ésima entrada é 1 se o vértice i é incidente a j ; e 0 caso contrário. A Figura 6 mostra um grafo G com vértices $\{X, Y, Z, W\}$ rotulado com suas matrizes de adjacência A e incidência I (WILSON, 1970).

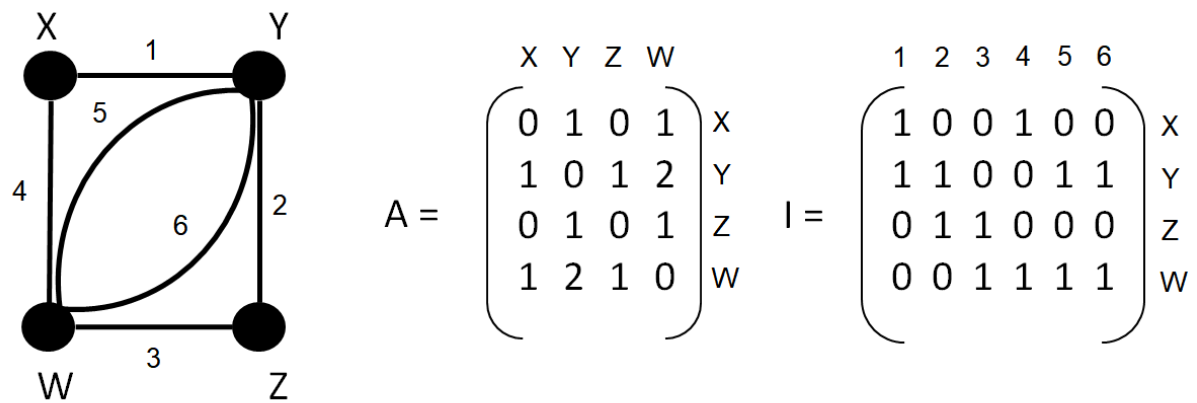


Figura 6. Exemplo de grafo e suas respectivas matrizes de adjacência A e incidência I .

Fonte: Adaptado de Wilson, 1970.

Essas noções e conceitos de grafos aqui relacionados são os princípios básicos estratégicos para entendimento da construção das redes e modelos complexos presentes nessa tese. Conforme bem colocado por Ted G. Lewis em seu livro intitulado *Network Science* (LEWIS, 2009) a ciência das redes é mais do que a teoria dos grafos aplicada - é uma combinação de ciências matemáticas e computacionais - somando-se a aplicações práticas e necessidades do mundo real.

Assim, métricas mais avançadas também são utilizadas e partiram da teoria dos grafos. Tais conceitos são apresentados nos capítulos 2 e 3 destinados à análise dos dados e modelos elaborados para cada um dos estudos de sistemas corporais e das respostas promovidas pelo exercício físico, incluindo o desempenho esportivo. A próxima seção é dedicada à matemática dos modelos complexos

aplicados a problemas biológicos.

1.2 REDES E PROBLEMAS BIOLÓGICOS

Matemática e Biologia. À primeira vista, pode-se não observar correlação entre elas, mas tais correlações existem. Por exemplo, o coração faz parte de um sistema biológico que se contrai a uma taxa matemática precisa para manutenção da vida. Mas, como medir uma simples batida de coração sem um ótimo equipamento e um *software* desenvolvido para tal propósito? Esta é uma das associações entre a evolução da Matemática com a Computação e a associação com áreas biológicas como a Medicina. Tais campos da ciência citados evoluíram com o tempo e se mostraram um precursor de outro. Hodgkin e Huxley (1952) foram um dos primeiros cientistas a utilizar a simulação matemática para explicar o impulso nervoso na célula neuronal, ganhando o Prêmio Nobel em Fisiologia ou Medicina em 1963 e fornecendo uma base computacional para a biologia. Os métodos computacionais foram importantes para a modelagem e análise de sistemas biológicos, possibilitando até mesmo a finalização do seqüenciamento do genoma humano (HOGEWEG, 2011). É importante também apresentar uma versão mais recente que revolucionou os estudos de fenômenos biológicos: a Ciência das Redes.

A Ciência das Redes evoluiu a partir da Matemática (Teoria dos Grafos) e Computação como um campo interdisciplinar, que estuda interações de redes complexas em sistemas que utilizam modelagem matemática e computacional. A Ciência das Redes possibilita a modelagem de um sistema ou mais como uma rede, cujo objetivo principal é mostrar interações (*links*) entre parâmetros (*nós*) em estudo.

O termo redes complexas geralmente também é aplicado a sistemas que mostram um comportamento não completamente conhecido, não linear ou simples, e muitas vezes contêm acoplamentos ou ligações para mais de um fator em estudo. Uma rede complexa é um sistema complexo definido como uma rede, com nós e

links, como mostrado na Figura 7. Nós e *links* podem representar quaisquer elementos e dependem do sistema que está sendo modelado (LEWIS, 2009).

Uma rede complexa representa uma estrutura composta por nós e suas conexões, ligando partes, elementos, parâmetros ou variáveis que frequentemente exibem comportamento emergente não linear. A ciência das redes consiste em estudar partes, encontrar suas interações e analisar seus comportamentos emergentes (NEWMAN, 2003).

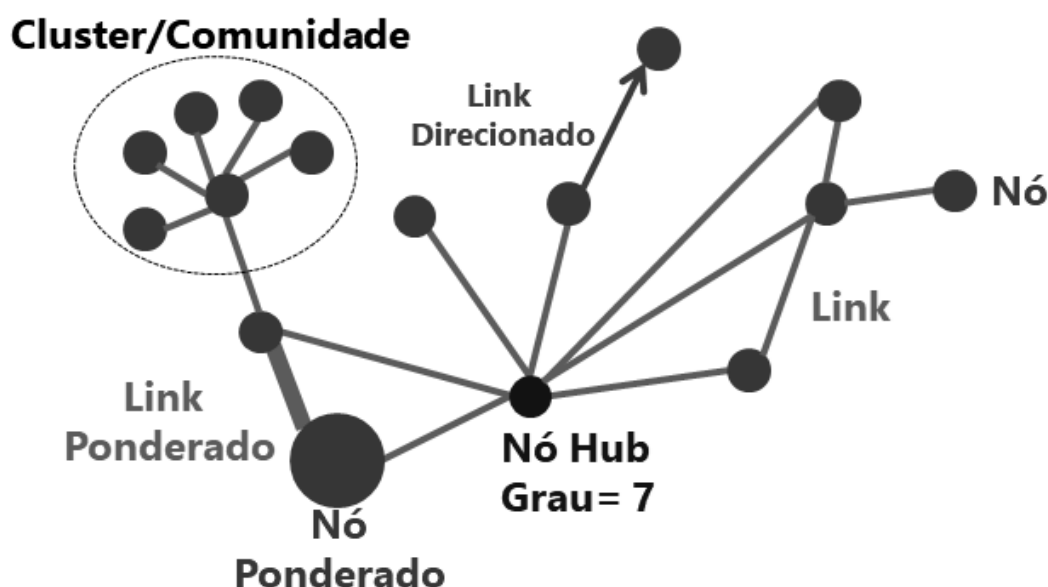


Figura 7. *Propriedades de rede frequentemente utilizadas em representação e para entender sua estrutura topológica relacionada à função. Grau é o número de links que conectam um nó. O nó com maior número de links é chamado Hub. Os hubs podem ter maior importância na rede. Os links podem ser bidirecionais sem setas e mostram influência entre pares de nós. Além disso, um link pode ser direcionado (com seta) e, em seguida, a influência ou fluxo é apenas em uma direção. Um nó ou link pode ser ponderado para demonstrar importância, contribuição ou influência (com variação de tamanho, à esquerda). Uma rede pode conter clusters ou comunidades (círculo pontilhado) mostrando dependência de um ou mais nós conectados. Fonte: Elaboração própria.*

Modelar sistemas biológicos como redes criou uma abordagem complexa, que envolve a visualização, a modelagem computacional e a simulação. Na biologia e na medicina, pode-se encontrar a teoria das redes para modelar diferentes questões:

caminhos metabólicos complexos, produtos diretos do sistema biológico, interações de proteínas, genes, cadeias alimentares (interações de espécies, fluxos de carbono), circuitos neurais, vasos sanguíneos e até mesmo sistemas vasculares de plantas (BANAVAR, MARITAN & RINALDO, 1999; WEST, BROWN & ENQUIST, 1997; WEST, BROWN & ENQUIST, 1999; FUENTE *et al.*, 2013). Esses sistemas geralmente seguem regras distintas. Esta é uma das principais diferenças entre as ciências dos séculos XX e XXI: a ciência do século XXI tem utilizada cada vez mais redes complexas e dinâmicas não-lineares para compreender os sistemas biológicos (LEWIS, 2014).

A observação de muitas possibilidades de estudo e análise fornecidas pela ciência das redes leva a questionamentos: quais tipos de categorias e estudos utilizaram as redes complexas como ferramenta para entender funções e revelar soluções científicas para questões emergentes? Da Fontoura Costa (2009) concorda que a integração entre áreas do conhecimento abre caminho para um grande número de novas idéias em sistemas e biologia. Por exemplo, a compreensão das estruturas de ramificação do mundo real (sistemas que podem ser modelados considerando a ramificação topológica) utilizando análise de imagem computadorizada possibilita a caracterização de estruturas como redes complexas (por exemplo, sistemas neuronais, canais ósseos, organelas celulares, etc.).

A área de redes complexas fornece um meio eficaz para representar os sistemas mais complexos, que podem se transformar em componentes interagindo. É importante ressaltar que há muitos avanços em redes, mas ainda é um campo aberto de estudo, especialmente em campos multidisciplinares, incluindo processamento de sinais, análise de imagens e sistemas corporais. Mas, como a análise complexa da rede contribuiu na análise de problemas da área biológica e que tipo de pesquisa pode inspirar futuras investigações? Neste capítulo, são analisados trabalhos que podem ajudar e inspirar os pesquisadores a compreender as técnicas de criação, visualização, interpretação e análise de sistemas complexos biológicos e relacionados à área de saúde.

Todas as pesquisas aqui relacionadas combinam a complexa teoria das redes com as aplicações biológicas, considerando as complexidades no estudo do corpo humano e suas mudanças em níveis de complexidade topológica, tempo, regulação crítica e equilíbrio de homeostase. O conceito de homeostase envolve a capacidade do corpo em manter o equilíbrio dinâmico e o controle de temperatura necessários para o funcionamento normal dos órgãos e tecidos. Tal controle também é integrativo. West (2013) destacou que temas como Fractais (*Fractals*) e a Teoria do Caos (*Chaos Theory*) estão revolucionando a forma como os cientistas pensam, e a teoria das redes segue caminho similar. O tema Fractais se relaciona ao estudo matemático da repetição de formatos conhecidos em estruturas. Trata-se do estudo de um padrão auto similar no espaço ou no tempo que exhibe o mesmo padrão em diferentes escalas. Já a Teoria do Caos trata do estudo de sistemas complexos que geram instabilidades não previsíveis a longo prazo. Os movimentos cardíacos e respiratórios parecem seguir processos de lei de potência ou *power-law* - uma indicação de comportamento caótico-complexo. O *power-law* também se refere a distribuição dos graus dos nós de uma rede livre de escala, que segue esta a lei de potência, na qual a maioria dos nós tem poucos *links* e uma minoria tem muitos *links*. O principal objetivo das redes que estudam processos fisiológicos é identificar funções fisiológicas e estruturas topológicas de redes que auxiliam no entendimento da fisiologia.

Uma revisão da literatura que categoriza tipos de investigações complexas biológicas mostra-se importante para identificação de estudos prévios e quais campos estão emergentes para estudo. Após um levantamento, mostra-se uma variedade de trabalhos classificados que levam em conta as interações complexas entre os sistemas biológicos e como a teoria dos sistemas complexos, derivados da matemática, tem sido aplicada como uma ferramenta para entender as questões biológicas e afins.

A Figura 8 mostra a taxonomia de campos que são consideravelmente impactados pela análise de rede complexa e que foram identificados no levantamento de trabalhos científicos realizado.

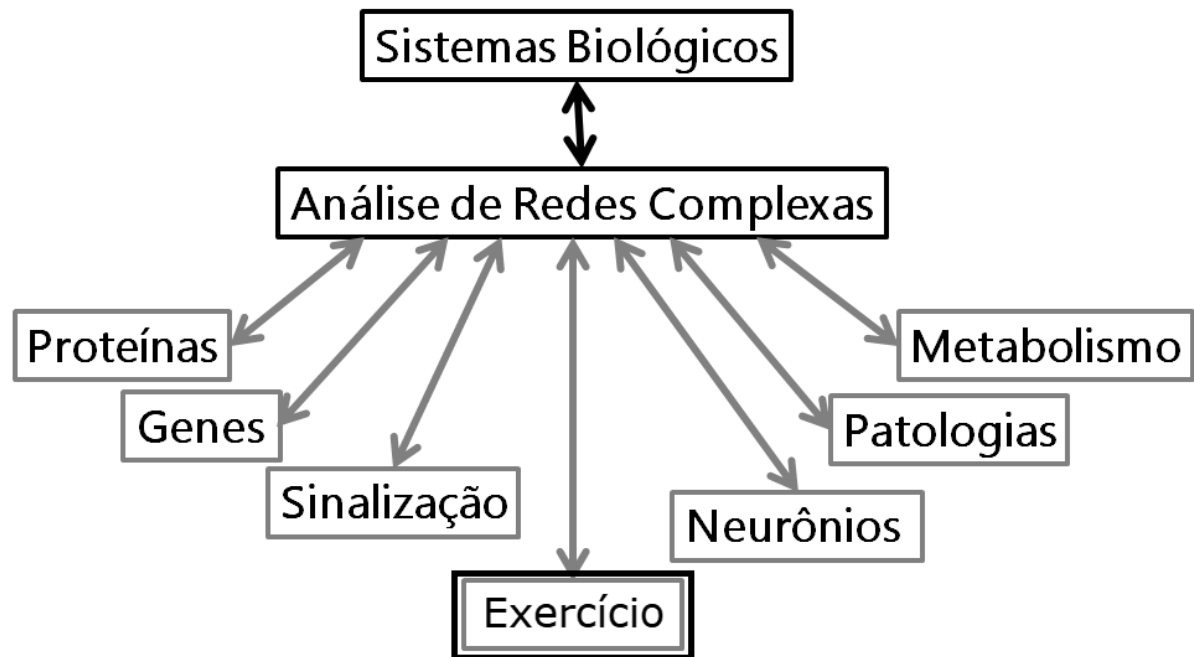


Figura 8. Campos de conhecimento com análise de rede complexa identificados nesta revisão, como seus respectivos temas recorrentes. A área de exercício físico e esportes apresenta o menor número de trabalhos utilizando redes, e geralmente tem focado em interações entre equipes. Fonte: Elaboração própria.

1.3 EFEITO DE REDE: *NETWORK EFFECT*

O efeito de rede é o termo utilizado para resumir os vários processos fisiológicos dinâmicos não-lineares com distribuições fractais que seguem uma lei de potência inversa em suas séries temporais. As séries temporais, no contexto do efeito de rede, são dados medidos ao longo de um intervalo de tempo, de forma sequencial, para análise de um evento. Por exemplo, um fenômeno fisiológico como a frequência

cardíaca pode ser analisado ao longo do tempo para entender a complexidade que rege a frequência cardíaca para problemas cardíacos (WEST, 2014).

Um diagrama dos conceitos envolvidos no efeito de rede é mostrado na Figura 9. Nesta revisão, encontram-se cinco propriedades fundamentais: não-linearidade, lei de potência, auto-similaridade, caos e estrutura fractal, para ser o foco da pesquisa utilizando rede complexa e conceitos relacionados para trazer *insights*. Os motivos que levam os pesquisadores a investigar o efeito de rede são as associações com outros tipos de temas e investigações e também o fato de organismos vivos, em contraste com materiais físicos inertes, serem extremamente heterogêneos (organismos diferentes entre si, incluindo seus processos biológicos e estados), não genéricos (generalizações não adequadas adaptabilidade e interações individuais), altamente especializadas e operarem longe de um estado de equilíbrio (de um estado ideal de perfeição em seu funcionamento) (WEST, 2014; WEST, 2013).

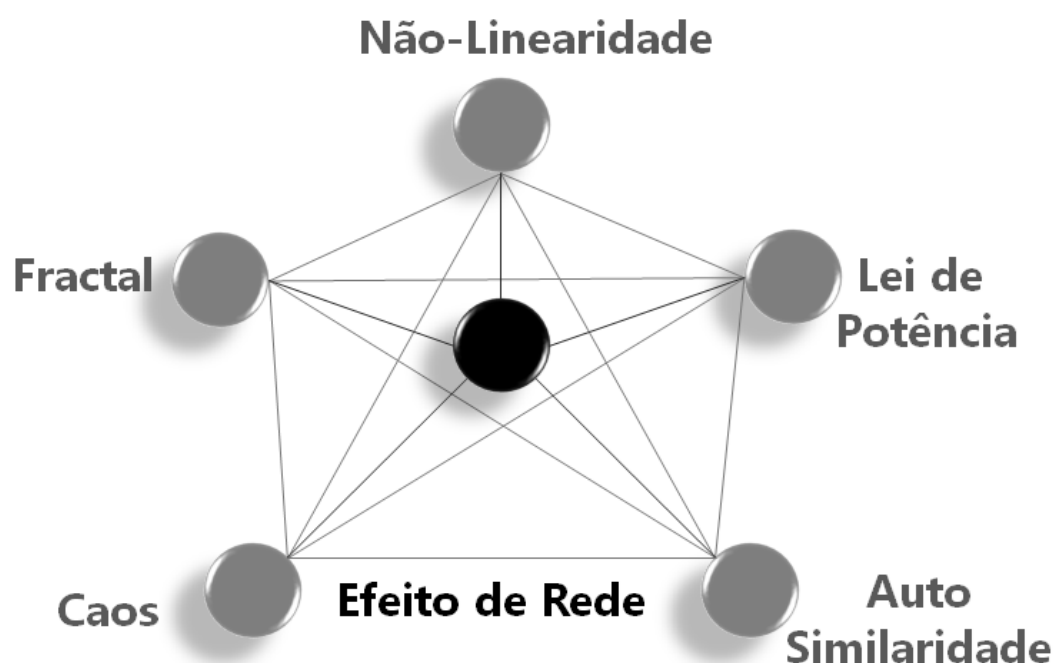


Figura 9. Conceitos (nós cinzas) organizados como rede de influências envolvidas no efeito de rede (preto). A não-linearidade é definida como exibindo saídas que não são proporcionais às entradas; A lei

de potência é uma função $y = xq$, na qual q é a dimensão fractal; Auto-semelhança ou similaridade significa um padrão que se repete em diferentes escalas; O Caos é um conceito que inclui qualquer processo que inicialmente pode ser pequeno, mas que no futuro possa levar a efeitos de proporções maiores; E o Fractal é um padrão repetido e auto-similar no espaço ou no tempo que exhibe o mesmo padrão em diferentes escalas. Fonte: Elaboração própria.

A frequência cardíaca, por exemplo, medida comumente como *bpm* (batimentos por minuto) não pode ser revelada ou estudada por uma equação matemática linear. Segundo West (2013), se os sistemas mantivessem funcionamento em linearidade, provavelmente entrariam em colapso porque as entradas não são proporcionais às saídas. Mas, graças ao efeito de rede, pode-se observar um comportamento no qual os sistemas não colapsam, e os sistemas como o cardiovascular, por exemplo, mantêm seu funcionamento.

Portanto, o efeito de rede possibilita pleno funcionamento cardíaco e a manutenção da sobrevivência. A sobrevivência biológica, então, ocorreu em organismos vivos capazes de lidar com o efeito da rede. Portanto, essa não-linearidade é quem dita a sobrevivência, não um comportamento normal, linear ou padrão (WEST, 2013; GOLDBERGER *et al.*, 2002; WEST, 2014).

As doenças cardíacas também foram investigadas sob a ótica dos efeitos de rede. (GOLDBERGER *et al.*, 2002). Estas são melhor explicadas pelo efeito de rede e *power-law* do que pela distribuição normal. Fractais são representações de estruturas e flutuações auto-similares, nas quais a estrutura em pequena escala se assemelha à forma de grande escala. Por exemplo, a frequência cardíaca em 3 min, 30 min ou 300 min mostra a auto-similaridade estatisticamente (GOLDBERGER *et al.*, 2002). Além disso, as doenças cardíacas seguem a distribuição inversa do *power-law* ou lei de potência, e desta forma a homeostase (um estado ideal do funcionamento do corpo humano) é melhor explicada. West (2014) mostra o comportamento fractal de quatro espécies de mamíferos de acordo com o diâmetro do pulmão de cada um

deles (diâmetro do ramo pulmonar vs. número de ramificações da árvore brônquica). Além disso, eles identificaram o processo de lei de potência em intervalos de batimento cardíaco de sujeitos (batimentos versus intervalo de tempo). Isso significa que os sistemas fisiológicos funcionam com a não linearidade, e que as saídas do controle fisiológico não são diretamente proporcionais às entradas recebidas.

Observa-se ao longo dos anos de estudos que a natureza adotou algum tipo de limite na gama de variações fractal. Ao mesmo tempo, os benefícios dessa escala fractal foram mantidos porque eram e ainda são a chave para manutenção de sobrevivência. É por isso que os estudos que consideram os fractais, a não linearidade e a abordagem complexa são verdadeiramente importantes.

Kholodenko, Yaffe e Kolch (2012) utilizam a análise de rede complexa para estudar o fluxo de informações biológicas em trânsito, considerando ambientes internos e externos. Eles analisam a evolução das abordagens computacionais para a biologia. O principal exemplo é o estudo da sinalização celular. Há vinte e cinco anos, a transdução de sinal do plasma e os receptores localizados na membrana foram esquematizados como caminhos lineares que canalizavam sinais da superfície celular para o núcleo. No entanto, a modelagem de rede, associada à melhoria do entendimento ao longo dos anos, leva à representação da sinalização em resposta ao receptor de tirosina-quinase, que ocorre no contexto de redes altamente interconectadas que processam e integram sinais e características de *feedback* e eventos regulatórios *feedforward*. Esta pesquisa mostrou que os programas biológicos que regem o desenvolvimento, a homeostase fisiológica, o bem-estar e as doenças estão diretamente ligados à capacidade de construir e analisar tipos distintos de redes complexas. Então, a ciência das redes ajuda a levar muitas descobertas em considerações e auxilia na agregação a uma análise mais realista. Além disso, tudo isso se tornou possível considerando os avanços na técnica “*omics*” para entender como as entidades trabalham juntas.

Propor, modelar e visualizar esse comportamento é um desafio. Então, seria possível as redes complexas serem utilizadas para a descoberta de drogas e

para projetar tratamento médico personalizado? Tomando por base um esquema conceitual, um modelo metabólico de otimização renal foi proposto e simulado utilizando uma função objetiva, considerando o fluxo de metabólitos envolvidos (CHANG *et al.*, 2010). Em seguida, os autores avaliaram os efeitos de medicamentos em casos de hipertensão. Esse é outro exemplo de como novos modelos complexos podem trazer novas descobertas de medicamentos e ajudar a encontrar melhores avaliações de efeitos comparativos e composição de medicamentos por otimização matemática.

É interessante notar que as interações em grupos de plantas e animais também podem ser modeladas como uma rede, de acordo com Pocock, Evans e Memmott (2012). Eles avaliaram a vulnerabilidade das plantas às extinções e à robustez (manutenção da estrutura) dos grupos de animais. A abordagem foi para expressar todas as espécies e interações em um meio-ambiente. As redes de interação foram então construídas. As correlações em pares foram resumidas como redes para mostrar a conectividade entre todos os grupos de animais (Nós: parasitóides de alimentação de semente, insetos, aves e roedores, parasitóides de de folhas, borboletas, visitantes de flores e ectoparasitas de roedores; *Links*: correlações encontradas entre grupos). Ao simular cenários de remoção de *habitat*, eles estudaram as implicações de remoções aleatórias. Considerando a robustez das redes, foram fornecidas informações para revelar a importância variável entre as interações das espécies. Além disso, a importância relativa das plantas variou por meio do *habitat*. Eles encontraram uma nova maneira (ferramenta) para entender e gerenciar estratégias ecológicas e biodiversidade, estudando interações complexas.

Ma'ayan (2011) mostra aplicações de análise de rede e teoria de grafos para biologia de sistemas. As redes analisadas por ele mostram que as representações de interações complexas permitem a integração de dados de vários estudos diferentes em uma única estrutura. Ma'ayan (2011) também explica que a representação de sistemas de regulação biológica e suas complexidades como redes permitem a análise da topologia da rede, que fornece percepções sobre os princípios

organizacionais da célula, alcançados por meio da manutenção da sobrevivência, o que concorda com as inferências de West (WEST, 2014; WEST, 2013). Este autor aponta para a modelagem da rede de regulação celular e destaca a importância das medidas topológicas e métodos de análise de genes como redes. Isso chama a atenção para a importância da teoria da matemática, representação e análise complexas para previsões, e em geral, avanços da medicina.

1.4 MODELOS PARA ESTUDO DO CÉREBRO

Park e Friston (2013), em uma revisão sobre a conectividade cerebral, apontam para a principal diferença entre o cérebro e outros órgãos: o cérebro tem o maior repertório de funcionalidade: cognição, percepção, conectividade, robustez e resiliência, conforme a Figura 10. A natureza real da estrutura e da função do cérebro engloba a neurociência computacional, a dinâmica da rede funcional e a auto-organização.

A rede do cérebro contém três tipos de conectividade: estrutural, funcional e de efetiva. Assim, a análise holística, em uma abordagem sistêmica, pode ser a melhor maneira de trazer grandes avanços para o funcionamento do cérebro e para a compreensão e prevenção de doenças. Compreender sua estrutura ajuda a definir funções específicas e a organização das redes suporta integrações globais e locais. Infelizmente, esse tipo de pesquisa está ainda em seu início.

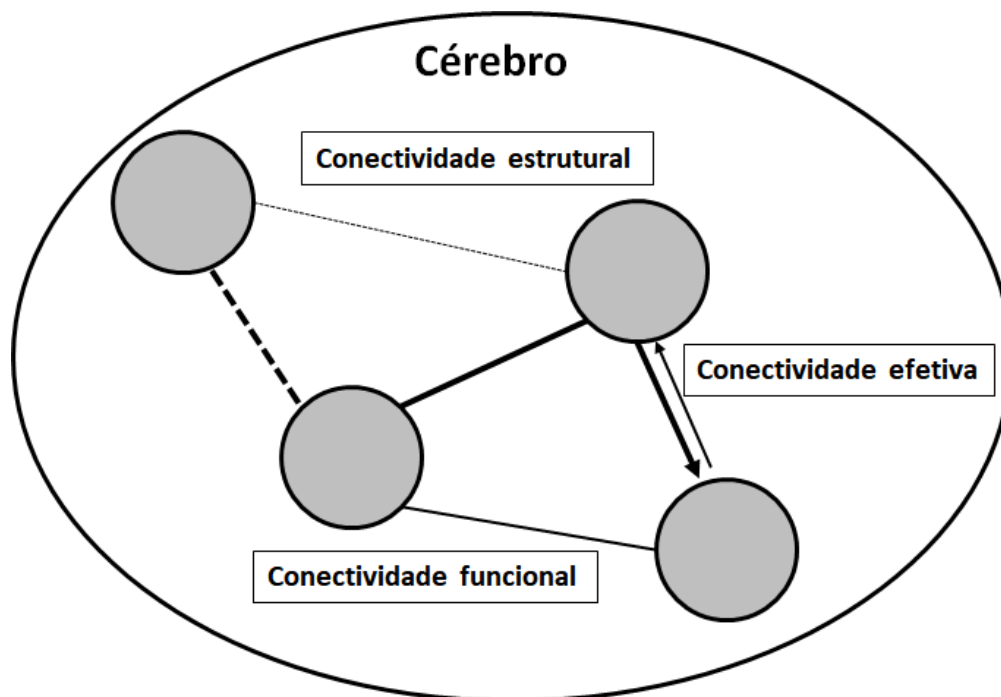


Figura 10. Nó, links e organização da rede no cérebro. Representações de links em uma rede cerebral, pode ser definido por três tipos de conectividade: estrutural, funcional e efetiva. A conectividade estrutural refere-se a conexões anatômicas e são ilustradas com linhas pontilhadas. A conectividade funcional, definida pela correlação ou coerência entre nós, não fornece direcionalidade ou causalidade e, portanto, é representada sem setas. Como a conectividade efetiva (links com setas) é estimada usando um modelo de interações neuronais, ele pode avaliar a direcionalidade. Isso é ilustrado pelas setas unilaterais. As matrizes de adjacência (ou conectividade) são utilizadas nas análises dos sistemas cerebrais e codificam conectividade estrutural e funcional entre pares de nós. Fonte: Adaptado de PARK e FRISTON, 2013.

Conceitos de rede como *hubs* (os nós mais conectados) e detecção de comunidade (a organização de nós em *clusters*, com a maioria dos *links* que se juntam a nós do mesmo *cluster*) foram cruciais em muitas pesquisas. Uma comunidade pode ser considerada parcialmente independente, desempenhando um papel como, por exemplo, os tecidos ou os órgãos no corpo humano (FORTUNATO, 2009). Sasai *et al.* (2014) usou ressonância magnética funcional (fMRI) para ver mudanças de sinal na organização espacial, integração e segregação de informações no cérebro em repouso. O fMRI é uma técnica de utilização da imagem por ressonância magnética capaz de

detectar variações no fluxo sanguíneo em resposta à atividade neural. Em 87 regiões distintas do cérebro, bandas de baixa e muito baixa frequência contribuíram principalmente para a conectividade funcional.

A descoberta interessante é que o comportamento humano depende da relação entre topologia de rede e escalas de tempo. Funções cerebrais diferentes trabalham em diferentes prazos e topologias de rede. Isso pode ajudar para o diagnóstico e tratamentos de doenças. Esta contribuição pode ser aplicada em outras situações. Ainda recorrendo ao fMRI, Gomez & Gleiser (2009) propuseram um modelo complexo para a função cerebral, no qual a atividade cerebral pode ser visualizada como regiões anatômicas (nós) e conectividade funcional (*links*). Os "mundos pequenos" (comunidades) foram detectados e parecem contribuir para a robustez da topologia da rede, que também possui conexões esparsas (uma rede é esparsa quando contém um número baixo de *links*, ou seja, o número de *links* é consideravelmente menor do que o máximo possível).

Um algoritmo adaptativo, utilizado para Gomez & Gleiser, foi desenvolvido por Gong, Van Den Berg e Van Leeuwen (GONG & VAN LEEUWEN, 2003, VAN DEN BERG E VAN LEEUWEN, 2004). Eles estabeleceram conexões entre regiões do cérebro (nós) com estados internos similares. Esse algoritmo adiciona novos *links* entre nós escolhidos aleatoriamente, e calcula o estado do sistema estabelecendo *links* por duas dinâmicas de recarga: um global e local. O resultado foi uma pequena rede, que permite aos autores apresentar a análise dos efeitos na relação estrutura-função. Considerando as comunidades, a estrutura mostrou alguma hierarquia detectada entre *clusters* e dentro dos *clusters*, calculada de acordo com a evolução do tamanho da rede e comparado com as duas estratégias de construção (*rewiring* global e local).

Van Den Berg, Gong, Breakspear e Van Leeuwen, anos depois (VAN DEN BERG *et al.*, 2012) também desenvolveram um modelo para a arquitetura funcional do cérebro, com os mesmos princípios básicos, mas agora com foco na perda de conectividade. Tais redes de funcionamento no cérebro são cruciais para entender os

mecanismos de iniciar o processo de desorganização. Curiosamente, simulações matemáticas mostram a atividade neural em redes estruturadas de pequeno mundo que não podem sustentar *clusters*. Esse fato leva o cérebro ao possível começo de patologias, como a esquizofrenia, relacionada a uma quebra na conectividade local.

Um estudo que ganhou o Nobel em Fisiologia e Medicina em 2014 (O'KEEFE, MOSER & MOSER, 2014) elaborou como as células nervosas do hipocampo no cérebro e os padrões de ativação das células proporcionam aos humanos uma sensação de localização geográfica. As células relacionadas à localização geográfica formam uma grade (uma rede estruturada hexagonal) usada pelo córtex para reconhecer as direções geográficas de acordo com um padrão de ativação nas células. Esse circuito foi considerado um sistema de posicionamento, como um sistema de posição global (GPS) localizado no cérebro. Esta descoberta foi considerada uma mudança de paradigma na compreensão do funcionamento de conjuntos de células específicas para executar funções cognitivas. As implicações desta descoberta prepararam o caminho para o avanço em outros processos cognitivos. Essas descobertas podem ser aplicadas em estudos futuros para compreender estruturalmente a memória, o pensamento e os mecanismos de planejamento. Esta pesquisa é uma evidência adicional da necessidade de investigar e desenvolver estruturas complexas para compreender as funções e interações relacionadas a elas.

Ainda envolvendo modelos cerebrais, a epilepsia é uma patologia que vem sendo estudada sob a ótica dos modelos de rede complexa (ONIAS, 2014; BERNHARDT, 2015). Nos últimos anos, a hipótese de que epilepsia pode ser mais adequadamente descrita como uma doença interconectada foi fomentada pela introdução da teoria dos grafos, que permite uma estrutura matemática de quantificação de propriedades topológicas de sistemas complexos.

Redes complexas tem sido usadas com sucesso no contexto do fMRI, porém em cada etapa da construção da rede, são feitas escolhas que determinam os valores finais das métricas utilizadas. O número de regiões cerebrais em análise, seus

tamanhos e locais específicos devem ser escolhidos quando os nós são construídos com base na anatomia. A representação das conexões também deve ser observada. Geralmente as definições se dão por medições de conectividade funcional usando um coeficiente de correlação. Esta abordagem, embora facilmente implementada e comumente utilizada em vários estudos, não leva em consideração a contribuição de todas as outras regiões ao calcular a correlação (ONIAS *et al.*, 2013).

Van Dellen *et al.* (2013) destacam que a análise funcional da rede neural é uma técnica promissora para mais precisa identificação das áreas alvo para a cirurgia de epilepsia, mas é necessária uma melhor compreensão das correlações entre mudanças na organização da rede funcional devido à cirurgia e ao estado de convulsão pós-operatória.

Tanto epilepsias focais quanto as chamadas epilepsias de lobo temporal mostram alterações marcadas como redes de grande escala; além disso, as mudanças na topologia da rede têm sido associadas a parâmetros clinicamente relevantes, incluindo a duração da doença e os resultados das crises pós-operatórias, sugerindo uma possível utilidade de marcadores topológicos no diagnóstico e gerenciamento de epilepsias. O hipocampo faz parte da dinâmica da doença e atua juntamente com outras regiões cerebrais, e existem autores que através de exames de imagens (fMRI) puderam desenvolver um modelo analítico (BERNHARDT *et al.*, 2015). As redes forneceram evidências de uma interrupção no nível do sistema construído, com achados geralmente sugerindo uma mudança para uma topologia mais regularizada em pacientes. As observações iniciais sugeriram uma relação entre as rupturas da rede e a progressão da doença, enfatizando que as redes podem fornecer marcadores para o estágio e prognóstico da doença.

1.5 MODELOS PARA PROTEÍNAS E SINALIZAÇÃO CELULAR

Mesmo quando os sub-sistemas podem não estar diretamente conectados, é possível ver o papel da sinalização biológica para transmitir informações específicas sobre o ambiente extracelular, permitindo que a célula ajuste seu estado fisiológico em condições de mudança. A questão é como as redes de sinalização realizam suas principais funções na presença de algum distúrbio. Além disso, a robustez dos sistemas biológicos está diretamente relacionada à sua capacidade de funcionar na presença de uma grande variabilidade nos estados celulares (SELMKHOV *et al.*, 2014). A abordagem complexa da rede ajuda a estudar questões como esta.

No campo da sinalização celular e da análise das interações protéicas, Sahraeian e Yoon (2012) propuseram um modelo de rede de evolução de proteínas que gera outras redes de processos em interações metabólicas, considerando transcrição e sinalização. Para desenvolver um modelo biologicamente realista para gerar as redes de interação de proteínas, eles primeiro estudaram as características das redes reais de interação protéica de organismos, que apresentam semelhança estrutural e molecular, incluindo medidas de distribuição de graus e perfis de coeficientes de agrupamento, que fornecem um quadro efetivo para geração *insights* de rede em larga escala. Isso foi utilizado para estudar vantagens e desvantagens de redes de proteínas distintas, realmente relevantes para muitas funções fisiológicas.

Na área das interações protéicas, Vinayagam *et al.* (2011) investigaram ligações para processos de transdução intracelular. A abordagem de rede possibilitou encontrar moduladores desconhecidos para o fator de crescimento epidérmico e a regulação do sinal extracelular. O quadro computacional revelou conexões entre as proteínas e o fluxo de informações identificado nas redes de sinalização. A rede de regulação celular foi composta por proteínas e suas relações direcionadas de dinâmica de fosforilação, identificadas por uma estratégia de aprendizagem

bayesiana. Isso é muito importante para revelar o tipo de sinais nos sistemas que influenciam funções, papéis e parecem úteis para completar o quebra-cabeça de sinalização celular.

A sinalização celular também foi estudada por Albert e Thakar (2014) que propuseram uma abordagem booleana ou lógica para a construção de modelos de rede biológica. O principal exemplo do trabalho é caracterizar cada bio-molécula dentro e perto de células por um estado binário. Isso porque as biomoléculas dentro e perto de células formam um complexo sistema de interação. As interações entre os componentes (biomoléculas) são o resultado de fenótipos celulares e comportamentos observados. Seu modelo de rede dinâmica caracteriza cada componente por um estado, que muda em razão de interações no sistema. A abordagem dinâmica (quais nós assumem estados binários) permite capturar padrões de estado e conectá-los a destinos ou comportamentos de células distintos. Este é um modelo qualitativo exploratório, que pode orientar experiências e até mesmo a base para outros modelos quantitativos (como algoritmos e equações). Os autores descrevem os princípios de construção, validação e interpretação deste modelo booleano. Em primeiro lugar, é preciso compilar os componentes (nós), então identificar relacionamentos (*links*) comumente nos níveis regulatórios e na literatura experimental; a chave para definir a partir do comportamento biológico são dois estados para cada nó, uma vez que a rede é binária. Então, para interpretar dados, utilize a análise de grafos. A variável implícita é o tempo. O objetivo principal desta rede booleana é integrar a estrutura e a lógica das interações regulatórias que podem ajudar o desenvolvimento futuro de redes.

Shin, Sayed e Shen (2012) estudaram uma rede pré-existente (p53-MDM2) para demonstrar a necessidade de análise computacional com base em informações de entradas e saídas. A p53 é o gene supressor de tumor mais proeminente e intensamente estudado nos últimos 30 anos de pesquisa sobre câncer. O potencial tumorigênico do MDM2 está intimamente ligado à sua função repressiva do gene supressor tumoral p53. A proteína oncogênica MDM2 é o principal antagonista

celular do gene supressor de tumor p53 (SHI & GU, 2012). As redes reguladoras de genes são sistemas dinâmicos. O avanço tecnológico recente possibilitou a realização de lapso de tempo para rastrear estados de sinalização dinâmica em células individuais usando repórteres fluorescentes. Os quadros de imagens foram extraídos do vídeo e a localização de cada núcleo de célula em cada quadro foi marcada manualmente e possibilitou a construção de um algoritmo de previsões de comportamento. Segundo eles, essa abordagem reduz a complexidade dos fenômenos enquanto se aproxima de sistemas biológicos realistas. Além disso, eles não modelam ou propõem um novo modelo complexo, o novo algoritmo e os *insights* são um bom exemplo de como a ciência computacional, associada à análise de rede e matemática se complementam e trazem avanços e novos pontos de vista.

1.6 COMPLEXIDADE EM PATOLOGIAS

Kogelman *et al.* (2014) estudou obesidade como uma rede complexa, observando uma condição metabólica associada a várias doenças, como a diabetes tipo 2. Fatores genéticos e suas interações foram identificados em genes reguladores no RNA. Os autores modelaram o tecido adiposo de suínos como redes. Os caminhos e regulações transcricionais da obesidade são representados pelo sequenciamento de RNA. Redes complexas, caminhos e genes reguladores relacionados à obesidade confirmaram o valor dos modelos de rede para entender a obesidade e sua associação com distúrbios relacionados à imunodeficiência e osteoporose. Os modelos de rede revelam arquiteturas e regulamentos genéticos e como modelos animais podem contribuir para futuras pesquisas em doenças humanas. Este é um exemplo de uma investigação que, mesmo considerando uma escala menor, como modelos complexos de interações genéticas, pode levar a conclusões sobre o comportamento do corpo em geral.

Em uma escala menor, mas novamente pelo pensamento sistêmico, Bartlett *et al.* (2014) investigaram as interações na rede de metilação do DNA, na qual os nós são genes identificados em células tumorais e os *links* são uma interação bioquímica conhecida entre pares de genes. Isso possibilita a detecção de *oncomarkers* (marcadores de câncer) nas estruturas. Os processos epigenéticos, como a metilação do DNA, têm um papel fundamental em doenças como o câncer. O comportamento regulatório entre as interações genéticas na rede de metilação do DNA pode ser identificado, para auxiliar na visualização de prognósticos. As sub-redes foram identificadas como responsáveis pela função imune, sinalização mitocondrial e MAP-quinase e podem fortalecer defesas ou crescimento de células tumorais. As MAP-quinases ou proteíno-quinases ativadas por mitógenos é uma família de proteínas-quinase de serina/treonina que respondem a estímulos extracelulares e regulam atividades celulares como mitose, sobrevivência e expressão gênica. O modelo de rede ajuda a entender como os tumores crescem e interagem no nível celular. Isso poderia trazer novas idéias para estratégias futuras para parar esse processo de crescimento e para desenvolver tratamentos novos e eficientes.

Outra pesquisa (GROSSMAN *et al.*, 2013) preocupada com os estados fisiológicos do paciente, tentou demonstrar mudanças associadas à administração de medicamentos durante o tratamento de 29 pacientes. A abordagem da rede, que agora utiliza uma grande escala de observações conceituais, permite visualizar estados fisiológicos e alterações de topologia de rede no tempo e na variação da presença de medicamentos. Os autores descrevem uma nova maneira de tomar decisões e monitorar pacientes sob uma variedade de tratamentos, de acordo com respostas fisiológicas que mudam conforme a variação temporal.

Considerando observações conceituais, Goekoop e Goekoop (2014) estudaram distúrbios psiquiátricos, do ponto de vista de uma rede. Eles apresentaram o primeiro grafo psicopatológico (rede): os 55 sintomas analisados são representados como nós. Os nós são conectados por *links* que representam a presença de sintomas comumente associados. Este mecanismo de formação traz seis *clusters*,

denominados: Ansiedade, Depressão, Mania, Psicose, Atraso e Desorganização comportamental. Os *links* e nós foram construídos pela história clínica acessível, incluindo tratamentos e seus efeitos. Esta é uma nova maneira de analisar e prever o progresso clínico individual. Esta pesquisa reforça a importância dos termos e conceitos mais comuns a um nível biológico relacionado à informática e simulações baseadas em rede, e como a ciência da computação, a física, a matemática e a biologia podem melhorar o conhecimento mediante interpretação de dados.

A dificuldade de compreender as emoções e as síndromes associadas inspirou uma nova maneira de analisar as emoções, por Toivonen *et al.* (2012). 50 conceitos de emoção (irritação, tristeza, nervosismo, etc.) produzidos por 20 sujeitos foram interpretados como uma rede complexa ponderada, na qual os nós são os 50 conceitos de emoção, e os *links* ponderados correspondem a semelhanças entre conceitos. Toivonen *et al.* (2012) encontraram categorias de emoções utilizando um modelo de rede e algoritmo de agrupamento para análises de similaridade. Mais uma vez, os principais conceitos em sistemas complexos do pensamento poderiam revelar as principais emoções e suas conexões.

1.7 REDES PARA FISIOLOGIA, EXERCÍCIO E ESPORTES

A abordagem de rede tem sido aplicada ao esporte, ao exercício e à fisiologia. O campo interdisciplinar de *Network Physiology* faz uma conexão entre dois campos ativos da ciência moderna: (A) física de redes complexas, e (B) organização e controle de sistemas de órgãos fisiológicos integrados.

Ivanov & Bartsch (2014) afirmam que, apesar da importância da fisiologia e da medicina, a rede de interações entre sistemas orgânicos verticalmente e horizontalmente integrados ainda não é totalmente conhecida. Eles apresentam uma proposta interessante na fisiologia da rede, publicada por eles com outros autores (BASHAN *et al.*, 2012). De acordo com a variação entre os estágios do sono, são

construídas redes complexas distintas, cada uma delas tem os mesmos nós, mas um padrão distinto de conexões. Cada rede auxilia na visualização de correlações entre oscilações das ondas cerebrais, frequência cardíaca, movimento das pernas e queixo e, por fim, movimentos oculares. Cada estágio tem conexões lógicas diretas com o estado fisiológico do indivíduo. Eles observaram mais conexões quando o indivíduo está prestes a acordar e menos conexões no estágio de sono profundo. Desta forma, observa-se que são necessárias novas pesquisas considerando todo um ambiente de mudanças e tal visão fornece entendimento e interpretação dos fenômenos em questão.

Lambert, Gibson e Noakes (2005) propuseram que a fadiga no exercício é resultado de interações complexas nos múltiplos órgãos e outros sistemas fisiológicos, incluindo o papel do cérebro. As concentrações de metabólitos, a depleção de substrato, *feedbacks* provenientes de tecidos periféricos, órgãos distintos que mudam durante o exercício, podem controlar e modular de forma interativa o processo de fadiga. Este trabalho chama a atenção para a necessidade de investigar múltiplos fatores que causam a fadiga. A ferramenta de rede complexa é ideal para isso e fica em destaque tal necessidade.

Uma observação inteligente foi feita por Burdette *et al.* (2010) quanto a mudanças no cérebro durante o período do exercício. Para a construção das redes, eles avaliaram a conectividade funcional de todo o cérebro utilizando um voxel-por-voxel (pixel 3D). Os autores criaram uma matriz de conectividade de todo o cérebro, ou matriz de adjacência (A_{ij}) para cada sujeito. Cada matriz $n \times n$ binária, apresenta n como o número de voxels cerebrais, e cada voxel representa um nó da rede. A matriz assinala a presença ou ausência de uma conexão entre dois nós (i e j). A matriz de adjacência serve de base para a maioria das análises de rede. Para os dados de fMRI em repouso, a determinação de uma conexão entre i e j foi realizada usando uma análise de regressão de séries temporais em imagens cerebrais normalizadas espacialmente.

Uma rede foi definida de modo que a relação entre o número de nós N e o grau médio K do nó fosse igual em diferentes sujeitos. Através dessa abordagem de rede, observa-se que exercício aumenta o volume de sangue e a conectividade no cérebro. Eles descobriram que o hipocampo e a comunicação funcional controlam o volume sanguíneo em um processo neurofisiológico, levando a mudanças no volume de sangue cerebral. Eles investigaram o exercício em idosos saudáveis e descobriram que o volume sanguíneo é uma medida de substituição da neurogênese e o aumento do volume sanguíneo cerebral no hipocampo melhora a neurogênese. Esse fato poderia impulsionar o aumento da demanda de sangue e reforça a utilidade da abordagem complexa e múltiplos fatores para identificar influências do exercício no corpo na sua totalidade.

Voss *et al.* (2010) investigaram a plasticidade funcional do cérebro induzida pelo exercício e como a melhora das redes cognitivas por sujeitos se correlaciona com o treinamento aeróbico. Utilizando fMRI e correlações cruzadas para determinar os nós e *links* da rede, eles investigaram os efeitos do treinamento físico aeróbico e não-aeróbico. A pesquisa evidencia que mesmo exercícios simples como a caminhada podem melhorar a qualidade de vida e prevenir doenças. Isso considerando que o exercício pode melhorar as conexões cerebrais. Graças ao pensamento sistêmico, os autores recomendam direcionar uma intervenção de treinamento, que geralmente ajuda a estudar desempenho ou problemas periféricos e concluir que um sistema pode ter influência no comportamento de outro tipo de sistema, como o cérebro e suas conexões como redes.

As métricas da rede também são aplicadas em estudos de equipes esportivas de sucesso. Vaz De Melo, Almeida e Loureiro (2008) estudaram as equipes da NBA, a principal liga de basquetebol profissional da América do Norte, para prever o desempenho bem sucedido usando métricas, como agrupamento e grau de nó de atletas bem-sucedidos. Outros autores também mostram que fatos atuais sobre jogos podem ser utilizados para fazer previsões sobre jogo futuros (Entropia). Os autores trabalharam com a incerteza do futuro e a tentativa de construção de modelos

de predição. Essa abordagem tem ganhado espaço e se mostra também mais precisa nas predições quando comparada a algoritmos de aprendizado de máquina (Cheng *et al.*, 2016). Mais uma vez, os padrões de interação e a visão global do cenário investigado foram interpretados para alcance de conclusões reais aplicáveis.

Passos *et al.* (2011) estudaram interações pessoais em times de *water-polo* (polo aquático) e identificaram métricas corretas para obter desempenho superior. Fewell *et al.* (2012) utiliza o termo “redes estratégicas” para descrever como as equipes de basquete utilizam as principais propriedades da rede para medir o sucesso: agrupamento, centralidade e entropia. Enquanto nenhuma métrica única prevê sucesso, eles apontam que essa abordagem é a chave para a organização e eficácia de uma equipe.

Quem poderia dizer que as ferramentas de rede podem ajudar as equipes a ganhar? No entanto, todos esses últimos autores (BURDETTE *et al.*, 2010; VOSS *et al.*, 2010; VAZ DE MELO, ALMEIDA & LOUREIRO, 2008; PASSOS *et al.*, 2011; FEWELL *et al.*, 2012) destacam a necessidade de mais estudos utilizando modelos complexos de rede em exercícios.

Ainda mencionando aplicações de redes em exercício, recentemente, estudou-se o modelo de potência crítica na corrida atada e foram encontradas correlações entre respostas associadas ao exercício e exaustão física, em uma abordagem pioneira. Os resultados foram obtidos ao aplicar métricas de rede para entender as mudanças nos níveis biológico, fisiológico e mecânico e os detalhes são apresentados no próximo capítulo desta tese (PEREIRA *et al.*, 2015). Este é um exemplo da complexa abordagem de rede que pode contribuir com o progresso da compreensão do exercício e por que são necessárias mais pesquisas nessa área.

1.8 FISIOLOGIA APLICADA AO EXERCÍCIO

A Fisiologia do Exercício tem raízes que se mesclam com a história e evolução das Ciências Médicas. Isso devido ao fato de que atividades físicas começaram a ser utilizadas como ferramenta terapêutica. A existência de doenças e a descoberta de que o exercício poderia trazer melhores condições de saúde fez com a a história e evolução da Fisiologia caminhasse com a da Medicina.

A Fisiologia inclui investigações científicas que envolvem o estudo das respostas corporais aos estímulos do exercício físico, além da forma como o corpo se adapta ao exercício ao longo do tempo.

Um dos primeiros trabalhos de Fisiologia foi publicado por volta de 1889. O então cientista francês Fernand LaGrange publicou seu trabalho com o título "*Physiology of Bodily Exercise*". As contribuições dos europeus foram então crescentes ao longo dos anos com relação a Fisiologia e o quanto a área de conhecimento teve seus avanços. Podem-se citar autores como Schack August Steenberg Krogh. Além de ser vencedor de um Nobel, este dinamarquês revelou uma das funções mais importantes do sistema circulatório: o transporte de oxigênio aos músculos (FORJAZ e TRICOLI, 2011).

August Krogh, como ficou conhecido, desenvolveu métodos para medir com precisão os níveis de oxigênio no sangue e explicou como o fornecimento de oxigênio aos músculos é regulado com base na carga de trabalho. Anteriormente aos seus estudos, pensava-se que era o fluxo do sangue que aumentava durante o esforço físico. Durante a década de 1910, no entanto, August Krogh mostrou que era um fluxo de oxigênio que era regulado pela abertura de vasos sanguíneos menores, os chamados capilares. Em repouso, relativamente poucos capilares estão abertos (SCHMIDT-NIELSEN, 1995).

Outro europeu que forneceu significativas contribuições para a Fisiologia foi o britânico Archibald Vivian Hill. Seu trabalho mostrou que para trabalhar, nossos músculos precisam de energia, que é liberado por processos químicos. Durante a década de 1910, Archibald Hill delineou esses processos estudando músculos de sapos. Em oposição à visão predominante de que o movimento mecânico e os processos químicos eram seqüências paralelas, Hill pôde mostrar através de medidas de calor geradas pelos processos mecânicos, que estes estavam atrasados em relação aos movimentos. A seqüência química consiste em uma fase de trabalho, que não depende do suprimento de oxigênio, seguida por uma fase de recuperação, quando então o oxigênio é necessário (BASSET, 2002). Seu trabalho em conjunto com o alemão Otto Meyerhof rendeu o Prêmio Nobel pelas contribuições com a fisiologia da musculatura esquelética e do metabolismo energético.

Os escandinavos Erik Hohwu-Christensen, Erling Asmussen e Marius Nielsen por volta de 1930, aproduziram avanços no conhecimento sobre as propriedades mecânicas do músculo esquelético e o controle da temperatura corporal durante o exercício. Christensen foi o mentor de Per-Olof Astrand, o qual obteve grande destaque nos anos 50-60 com investigações relacionadas à aptidão física, saúde e resistência aeróbia. Ambos, Christensen e Astrand, foram mentores do sueco Bengt Saltin, que juntamente com Jonas Bergstrom, no final dos anos 60, impulsionaram a aplicação da biópsia para o estudo da estrutura e da bioquímica muscular. Esta técnica permitiu aos fisiologistas do exercício compreender melhor o metabolismo energético e o efeito do tipo de fibra muscular no desempenho físico dos atletas (FORJAZ e TRICOLI, 2011).

Nos Estados Unidos, o *Harvard Fatigue Laboratory* coordenado pelo pesquisador David Bruce Dill apresentou grandes contribuições na área de metabolismo energético, efeitos do frio e da altitude, nutrição, aptidão física, envelhecimento e saúde (FORJAZ e TRICOLI, 2011).

Até a década de 1950, apenas alguns fisiologistas estavam ativamente envolvidos no estudo de atletas de classe mundial na tentativa de entender melhor os determinantes fisiológicos das performances de atletas de elite em corrida. Notáveis a este respeito foram Sid Robinson, Ph.D., na Universidade de Indiana, um ex-colega de David Bruce Dill, no *Harvard Fatigue Laboratory*, e Thomas Cureton, na Universidade de Illinois . A monografia clássica do Dr. Cureton, *Physical Fitness of Champion Athletes*, publicada em 1951, estimulou o interesse considerável entre os fisiologistas no exercício de perfil de atletas de elite.

Albert R. Behnke, médico e capitão da Marinha dos EUA, foi pioneiro no desenvolvimento da avaliação da composição corporal, foi um dos primeiros a estudar atletas de elite com seu artigo de 1942 no *Journal of the American Medical Association* (com WC Welham) na composição corporal do time de futebol profissional do *Washington Redskins*. (WILMORE, 2003).

Já no Brasil, a Fisiologia do Exercício teve início por volta dos anos 70, com médico e professor Maurício Leal Rocha. Os alunos ingressantes da Universidade do Brasil (atual Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ) passavam pelo Laboratório de Fisiologia do Exercício (LABOFISE), coordenado pelo Prof. Dr. Maurício Leal Rocha, para medições antropométricas. O objetivo principal do pesquisador era obter o perfil antropométrico e fisiológico dos alunos que ingressavam na Universidade. Esta iniciativa desencadeou alguns anos depois o Projeto Brasil. Este projeto propunha o deslocamento das avaliações para cidades do interior do país em busca do perfil de aptidão física do homem brasileiro. O Prof. Dr. Maurício esteve também envolvido com as primeiras atividades de ergometria, reabilitação e medicina do esporte no Brasil (FORJAZ e TRICOLI, 2011).

Ao longo dos anos, foram aprimoradas as técnicas utilizadas pelos investigadores. A técnica de biópsia muscular, por exemplo, também permitiu que os cientistas obtivessem uma melhor compreensão do metabolismo muscular e a melhor

forma de estimular a musculatura. Isso abriu caminhos para a área de nutrição esportiva e auxiliou a entender a importância relativa da gordura e dos carboidratos como fontes primárias de energia durante o exercício de intensidade variável. Embora a energia disponível nos estoques de gordura seja considerável, observa-se que as reservas de carboidratos são limitadas, mas podem ser aumentadas através de treinamento resistido e manipulação dietética (por exemplo, ingestão de carboidratos). Como os carboidratos são a principal fonte de energia para a atividade aeróbia de alta intensidade, pesquisas consideráveis foram conduzidas e continuam a ser realizadas hoje sobre como melhor restaurar e reservar carboidratos após treinamento e competição de alta intensidade (WILMORE, 2003).

Em uma área relacionada, na década de 1950, a água geralmente não era permitida no campo durante a prática ou competição real. As toalhas foram mantidas em baldes de água, e os atletas foram autorizados a sugar essas toalhas durante as pausas na prática ou na competição. Uma série de óbitos relacionados ao calor ocorreram, particularmente nos jogadores de futebol da escola secundária durante os meses de agosto e setembro. No início da década de 1960, a água finalmente foi permitida no campo, mas isso não foi aceito por todos os treinadores. Em 1965, os cientistas da Universidade da Flórida desenvolveram a formulação comercializada como "Gatorade", introduzida como a primeira grande bebida esportiva comercial em 1967. Isso precipitou uma pesquisa considerável entre os fisiologistas, tentando refutar ou provar a eficácia de uma bebida em um esporte. Depois de mais de 35 anos de pesquisa, agora sabe-se que a água é importante, mas uma bebida esportiva pode ser melhor para muitas situações. Também observou-se que muita água pode ser um grave risco para a saúde (hiponatremia), geralmente associado a redução dos níveis de concentração de sódio no organismo, causando desequilíbrio metabólico (WILMORE, 2003).

Conhecendo os variados níveis de alterações fisiológicas que o corpo em exercício está sujeito, os estudos envolvendo Fisiologia e exercício se encaixam e se

relacionam com ciências que investigam alterações simultâneas e holísticas, como a ciência das redes complexas. Mostram-se necessárias suas aplicações visando produção de conhecimento científico que visem melhoria de rendimento esportivo, saúde, funcionamento fisiológico-corporal, desempenho de atletas além de encontrar a melhor forma de avaliar as respostas ao exercício físico.

Lawrence J. Henderson, fundador do *Harvard Fatigue Laboratory*, afirmava já na década de 20 que pulmões, coração e a circulação deveriam ser entendidos como um único aparato de transferência de O_2 e CO_2 entre a atmosfera e os tecidos envolvidos (WHIPP, 2010).

A maioria dos fisiologistas se encontravam em uma ou ambas as duas situações básicas de pesquisa envolvendo a fisiologia de de atletas durante o exercício. Historicamente, muitas vezes utilizam-se atletas para melhor compreender questões-chave na fisiologia. E, é claro, também se observou que a fisiologia humana poderia ser utilizada para tentar entender melhor o processo de treinamento dos atletas e estabelecer conexões entre métodos e mecanismos envolvidos (SEILER, 2011).

Os termos pico e máximo para consumo de oxigênio (VO_{2pico} e VO_{2max} , respectivamente) são frequentemente utilizados como se fossem sinônimos. Mas há importantes distinções a serem feitas entre eles. O VO_{2pico} é o que apresenta a definição e determinação mais intuitiva, e mostra sua relevância para fatores fisiológicos e fisiopatológicos. O VO_{2pico} é simplesmente o valor mais alto de VO_2 alcançado no teste particular, mais comumente um incremental ou outro alta intensidade, projetado para levar o indivíduo ao limite de tolerância máxima (WHIPP, 2010).

Dessa forma, com a crescente evolução dos estudos em fisiologia e exercício, centenas de laboratórios em todo o mundo realizaram testes fisiológicos

em atletas como parte da avaliação em pesquisas e projetos. Três variáveis principais foram ganhando espaço e sendo rotineiramente medidas: o $\text{VO}_{2\text{max}}$, limiar de lactato e o trabalho, com foco na eficiência. (SEILER, 2011).

O $\text{VO}_{2\text{max}}$ é um termo introduzido por Hill e Lupton em 1923 como "o consumo de oxigênio durante uma intensidade de exercício em que o consumo real de oxigênio atinge um máximo, além do qual nenhum aumento em o esforço pode aumentá-lo"; sua determinação rigorosa depende de um determinado critério ter sido cumprido (HILL, 1923).

Mas parece ser Antoine Lavoisier o primeiro pesquisador a fazer uma tentativa sistemática de ligar o trabalho muscular à utilização de uma substância invisível, porém mensurável que ele chamou de "ar vital". Apenas posteriormente fora identificado por Joseph Priestly e chamado O_2 . Em laboratório, onde o trabalho muscular pode ser realizado com captura dos gases expirados para análise. Assim, os dois ingredientes-chave dos testes laboratoriais modernos de atletas de resistência estavam lá porém ainda em um nível rudimentar: ergometria e a medição de respostas metabólicas usando troca gasosas. Infelizmente Lavoisier mais tarde foi decapitado na Revolução Francesa, aparentemente por ser muito inteligente (SEILER, 2011).

1.9 CONSIDERAÇÕES DO CAPÍTULO

A partir deste capítulo observam-se fortes evidências para sugerir que uma maior investigação de biologia computacional possibilitou a finalização da sequência do genoma humano, além da evolução da análise complexa na compreensão da neurogênese e até da memória no cérebro humano (WANG, *et al.*, 2014). Deste modo, na Tabela 1, estão reunidos os trabalhos revisados aqui

subdivididos por categorias. As categorias estão relacionadas ao conteúdo do trabalho: revisões gerais, modelos relacionados ao cérebro, sinalização celular e proteínas, fisiologia ou exercício e patologias. Além disso, é possível acessar o nome do autor, o título do artigo, a revista / revista publicada, o ano de publicação, o tipo de rede proposta e o tema principal de estudo.

Tabela 1. *Modelos de rede aplicados para estudar biologia e medicina. Reúne-se a categoria do estudo, autores, revista ou journal, o ano de publicação, o tipo de rede ou abordagem utilizada pelo autor e o principal assunto de interesse. Fonte: Elaboração própria.*

<i>Categoria</i>	<i>Autores</i>	<i>Revista</i>	<i>Ano</i>	<i>Rede/Abordagem</i>	<i>Sujeitos</i>
Efeito de Rede	West <i>et al.</i>	Science	1997	Fisiologia	Animais e sistemas humanos
	da Fontoura Costa	Digital Signal Processing Int. Conf. (IEEE)	2009	Entidades biológicas	Gerais
	West	World Sci Publ.	2013	Comportamento Fractal	Animais e sistemas humanos
	West	Front. Physiol.	2014	Fisiologia	Interpretações para sistemas humanos
	Goldberger <i>et al.</i>	Proc Natl Acad Sci USA	2002	Comportamento Fractal	sistemas humanos
	Kholodenko <i>et al.</i>	Sci Signal.	2012	Fluxo de informação	Decisões em sistemas biológicos
	Chang <i>et al.</i>	PLoS Comput Biol	2010	Fluxo metabólico	Funções renais humanas
	Pocock <i>et al.</i>	Science	2012	Ecosistema	Interações entre espécies
	Ma'ayan	Sci Signal.	2011	Entidades biológicas	Revisão
Modelos cerebrais	Park & Friston	Science	2013	Cognição Neural	Cérebro humano
	Sasai <i>et al.</i>	Front.Human Neurosci.	2014	Topology neural	Cérebro humano
	Gomez & Gleiser	PLoS ONE	2009	Clusters cerebrais	Cérebro humano
	Van Den Berg <i>et al.</i>	Front Syst Neurosci.	2012	Conectividade	Cérebro humano
	O'Keefe <i>et al.</i>	Nobel Media	2014	Grid ou rede hexagonal	Hipocampo animal
Sinalização celular e proteínas	Sahraeian & Yoon	PLoS ONE	2012	Interação proteica	Entre espécies
	Vinayagam <i>et al.</i>	Sci Signal.	2011	Interação proteica	Regulação celular
	Albert & Thakar	Wiley	2014	Booleana	Biomoléculas
	Shin <i>et al.</i>	PLoS ONE	2012	Comportamento genético por algoritmo	Proteínas e células
Fisiologia e Exercício	Ivanov & Bartsch	Springer	2014	Fisiologia	Gerais
	Bashan <i>et al.</i>	Nat Commun.	2012	Fisiologia	Estágios do sono em humanos
	Lambert <i>et al.</i>	Br J Sports Med.	2005	Fadiga, exercício	Humanos
	Burdette <i>et al.</i>	Front Aging Neurosci	2010	Fisiologia	Exercício em humanos e fluxo sanguíneo no cérebro
	Voss <i>et al.</i>	Front Aging Neurosci	2010	Fisiologia	Exercício em humanos e envelhecimento
	Vaz de Melo <i>et al.</i>	ACM NY	2008	Estratégia social	Times NBA
	Passos <i>et al.</i>	J Sci Med Sport.	2011	Comportamento coletivo	Times Water Polo
	Fewell <i>et al.</i>	PLoS ONE	2012	Estratégia social	Times Basketball
	Pereira <i>et al.</i>	Scientific	2015	Corrida atada,	Humanos em corrida

		Reports		modelo mecanico fisiológico	atada
Patologias	Kogelman <i>et al.</i>	BMC Med Genomics	2014	Genes Regulatórios	Tecido adiposo de suínos
	Bartlett <i>et al.</i>	PLoS ONE	2014	Genes	Pacientes humanos
	Grossman <i>et al.</i>	BMC Medical Genomics	2013	Estados fisiologicos sob efeitos de medicação	Pacientes humanos
	Goekoop & Goekoop	PLoS ONE	2014	Sintomas em problemas psiquiátricos	Pacientes humanos
	Toivonen <i>et al.</i>	PLoS ONE	2012	Interações de emoções	Humanos

Fica evidente através dos levantamentos deste capítulo que o efeito de rede como uma definição recente, possibilita a reprodução de uma variedade de condições, tais como sinalização de células, circuitos neurais, modelos para predição e padrões de reconhecimento; contribuições de substrato de energia, topologias de rede para funções cerebrais distintas, processamento de informações, interações entre órgãos, detecção de comunidades em redes genéticas relacionadas ao desenvolvimento da obesidade, diabetes e osteoporose, e até mesmo o recente Prêmio Nobel utilizou redes para reconhecimento geográfico no GPS cerebral. Todas essas pesquisas destacam o valor da aplicação da rede complexa como ferramenta para entender os sistemas biológicos sobre as perspectivas de interações lógicas e matemáticas. Além disso, uma revisão de categorização sobre possíveis investigações bio-aplicadas que redes complexas ajudam a resolver ou revelam formas eficientes de resolver questões científicas.

Quase a totalidade das pesquisas aqui relacionadas trazem idéias e conclusões para a medicina, um exemplo de patologias de melhor compreensão, comportamento celular, mudanças cerebrais e como a abordagem de rede traz estes entendimentos. Além disso, uma observação muito interessante é a fractalidade e a auto-semelhança nos sistemas vivos e os padrões de aumento e diminuição das

oscilações em regulação biológicos como a frequência cardíaca (PITTMAN-POLLETTA *et al.*, 2013). Isso pode levar futuros pesquisadores a focarem em estudos para encontrar padrões fractais e processos de leis de potência, por exemplo, em uma variedade de parâmetros biológicos e fisiológicos em investigação. Isso também aponta para a necessidade de pesquisadores de áreas distintas, a juntarem seus pontos fortes para trazer respostas para questões científicas ainda em aberto. Isso pode incluir equipes científicas heterogêneas e interdisciplinares para resolução de problemas estrategicamente.

Os trabalhos aqui relacionados encontraram alguma estrutura complexa subjacente que explica uma função ou padrão que utiliza um princípio universal de rede complexa ou métrica de rede calculada. Ainda assim, eles são capazes de levar a conclusões específicas sobre problemas distintos, atingindo até o diagnósticos e uso de medicamentos.

Esta revisão apresenta uma classificação eficiente, sucinta e objetiva de pesquisas, sobre possíveis investigações bio-aplicadas, que redes complexas ajudam a resolver ou revelar novas formas de mostrar sistematicamente os problemas atuais. Isso pode inspirar novas investigações em uma variedade de sistemas biológicos e áreas distintas de conhecimento. Uma analogia interessante foi feita por um autor conhecido em ciência das redes, que revelou matematicamente uma das topologias de rede complexas mais comuns, a rede Livre de Escala ou *Scale-Free*: Albert Barabási. Ele diz que, sem um diagrama de rede e uma montagem precisa, nem mesmo um técnico pode corrigir um simplex problema elétrico de um carro. Da mesma forma, a maioria das questões biológicas requer um mapa de rede inteligente, e a complexa evolução da rede deve buscar e oferecer tal compreensão (BARABÁSI, GULBAHCE E LOSCALZO, 2011). Além disso, o "peso" de modelos tão complexos está em discussão científica emergente, mas a necessidade desta abordagem holística tem agregado *insights* a sistemas reais (DU, 2016).

A combinação da ciência computacional com a ciência da rede, nos últimos anos, prepara o caminho para estudar problemas reais representados como

modelos complexos. Então, é possível levar em consideração complexidades e dinâmicas reais. Para o futuro, espera-se observar um uso ascendente de rede complexa como ferramenta, especialmente em patologias e exercício, fisiologia, que mostram menores quantidades de trabalhos aplicados. Além disso, mesmo outras áreas e campos especializados, que a destacam como uma necessidade da produção científica moderna, podem ser inspirados por outros, porque uma área do conhecimento pode ajudar a responder perguntas de outra área, uma vez que é um grande desafio a manutenção de contribuições efetivas, a divulgação eficiente do conhecimento e os ganhos para a Ciência no seu significado mais amplo.

CAPÍTULO 2: REDES COMPLEXAS REVELAM CORRELAÇÕES ENTRE MÉTRICAS DE REDE, INTENSIDADE DO EXERCÍCIO E PAPEL DAS MUDANÇAS CORPORAIS NO PROCESSO EXAUSTIVO

Neste capítulo são introduzidos conceitos sobre exaustão e fadiga no exercício e é apresentada uma abordagem para o exercício atado exaustivo em diferentes intensidades, com os métodos, resultados e discussões. Este capítulo se transformou em artigo, recebeu destaque na revista Unicamp Pesquisa³ e foi escrito em língua inglesa, devidamente formatado e recentemente publicado no *journal Scientific Reports*, do grupo *Nature*. A versão publicada encontra-se disponível também pelo acesso público *on-line* via *website*: <https://www.nature.com/articles/srep10489>.

2.1 UM NOVO MODELO DE FADIGA

O objetivo deste capítulo é compreender o processo de fadiga no exercício físico de corrida e como ele afeta todo o ambiente de contração de músculos para gerar força, potência, calor e taxas metabólicas que afetam o equilíbrio do ambiente interno, a geração associada de energia mecânica, e a sensação de fadiga. O principal papel fisiológico da fadiga é proteger o corpo contra os efeitos traumáticos do exercício (AMENT & VERKERKE, 2009; NOAKES, 2012). Intensidade, tempo, resistência e tipo de exercício são variáveis que têm efeitos diferentes dentro dos sistemas corporais. Como podem então estar relacionados o exercício, a fadiga e as redes complexas?

³ Unicamp Pesquisa. Ano 02. Número 02. 2016. https://www.prp.unicamp.br/sites/default/files/revista/fb_REVISTA-2-eng/index.html

No final do século XIX, Mosso (1904) sugeriu pela primeira vez que a fadiga à primeira vista parece uma imperfeição do corpo, mas é uma das suas mais incríveis perfeições (MOSSO, 2012). Isso porque quando a fadiga aumenta mais rapidamente do que a quantidade de esforço, ela minimiza a possibilidade de danos, assim sua função principal é proteção corporal. Tanto o cérebro quanto os músculos mudam suas funções durante o exercício, e a fadiga faz parte de um complexo sistema de controle ou rede, cujo principal objetivo é proteger o corpo contra danos.

Essas sensações de fadiga são únicas para cada indivíduo, e as decisões mentais tomadas pelos vencedores e perdedores, tanto no treinamento quanto na competição, são os determinantes finais do desempenho (NOAKES, 2012). Isto significa que a melhor maneira de analisar a fadiga é por meio de um modelo complexo. Tais observações poderiam ser feitas baseando-se principalmente na área de investigação chamada redes complexas ou ciência das redes, que tem sido aplicada com sucesso para investigar diferentes sistemas com interações complexas, incluindo sistemas biológicos (ROSS & ARKIN, 2009; LEWIS, 2009).

A "nova ciência das redes" é um campo emergente com raízes antigas no uso da teoria dos grafos em 1736 para resolver problemas práticos (LEWIS, 2014; BIGGS *et al.*, 1986). Uma rede é um grafo $G = \{N, M, f\}$, no qual $N = \{n_1, n_2, \dots, n_k\}$ nós; $A = \{a_1, a_2, \dots, a_l\}$ arestas e a função de mapeamento é $f: N \times N$. Aqui, f é expresso como uma matriz de conexão C , que define a topologia de rede. Neste capítulo, os nós representam fatores relacionados à fadiga, e as ligações (*links*) representam interações entre esses fatores correlacionados.

Cada modelo proposto aqui pode ser representado como uma rede. O desempenho também pode ser limitado por vários fatores fisiológicos, bioquímicos, ambientais e psicológicos (AMENT & VERKERKE, 2009; NOAKES, 2012). Um modelo mais realista poderia ser um modelo complexo global induzido por exercício, incluindo mudanças em níveis distintos, em intensidades distintas, a fim de esclarecer fatores inter-relacionados e modelos complexos mais próximos da situação dinâmica real da ocorrência de fadiga.

Outros estudos tentaram compreender a sensação de fadiga em indivíduos sedentários e treinados quando submetidos a exercícios longos de alta intensidade (KAY *et al.*, 2001; JENKINS & QUIGLEY, 1993) ou de alto volume (LEPERS *et al.*, 2002). Há explicações fisiológicas relacionadas ao sistema nervoso central (ST CLAIR GIBSON & NOAKES, 2004; MARCORA *et al.*, 2009) e às falhas mecânicas ligadas à capacidade muscular e à energia individual (VOLOSHIN *et al.*, 1998; FINSTERER, 2012). No entanto, nenhum desses trabalhos tem tentado construir e mostrar um modelo de interações que representa os processos dinâmicos envolvidos. Com o objetivo de analisar este processo de ocorrência de fadiga, utilizando a corrida atada em diferentes intensidades, no presente estudo, define-se a fadiga como não manutenção do exercício físico avaliado pelo tempo individual até o esgotamento (ou tempo limite - t_{lim}) em diferentes intensidades.

A corrida em esteira não motorizada é um tipo de exercício de laboratório utilizado para adquirir valores precisos de potência, com alta reprodutibilidade, que pode ser aplicado à análise de fadiga, padrões de recrutamento muscular, medição de potência, velocidade e força, bem como correlação entre essas variáveis e a cinemática (HUGHES *et al.*, 2006; LIM & CHIA, 2007; BRUGHELLI *et al.*, 2011). Este modelo de exercício é eficiente para medir variáveis como a potência mecânica, considerando gestos específicos e não os do cicloergômetro (KRAM *et al.*, 1998; CHIA & LIM, 2008). Além disso, por meio de técnicas modernas de monitoramento por computador e captura de sinais, torna-se possível determinar as medidas aeróbicas e anaeróbicas individuais (ZEMKOVA & HAMAR, 2004; FALK *et al.*, 1996).

A partir da literatura disponível, não havia relatos de modelos complexos sendo construídos para representar as variáveis medidas nas situações de exercício aqui estudadas. Portanto, este estudo é o primeiro a combinar análise de rede com um modelo de potência crítica para analisar a ocorrência de exaustão. Além disso, observar como as métricas complexas dos modelos de fadiga em diferentes intensidades auxiliam em conclusões na prescrição de treinamento. Recentemente, tem sido proposta a necessidade de estudos sobre a teoria de redes complexas para

expandir um novo campo, uma vez que a topologia das redes tem se mostrado diretamente relacionada às funções corporais / fisiológicas, em diferentes estágios do sono (BASHAN *et al.*, 2012).

No entanto, não estão disponíveis na literatura estudos de pesquisa focados no processo de exercício para entender o desenvolvimento da fadiga como um modelo de rede complexa, capaz de considerar diferentes níveis de esforços de exercício. Dessa forma, o objetivo principal do presente estudo é analisar a exaustão em diferentes esforços de intensidade e investigar sua ocorrência como interações em diferentes mudanças corporais durante o exercício, utilizando modelos de rede complexa.

Este é o primeiro estudo a propor um modelo complexo de rede de exercício realizado em intensidades distintas. Mostra-se que o exercício é um processo dinâmico que combina fatores mecânicos e fisiológicos com fundamentos teóricos e matemáticos. As mudanças nos níveis mecânico e fisiológico são representadas como uma rede complexa. Além disso, o modelo de rede complexa revela como esses padrões de interação e os locais dos nós na estrutura podem revelar o papel de cada parâmetro / nó nas mudanças do corpo.

2.2 MATERIAIS E MÉTODOS

2.2.1 PARTICIPANTES

Nove indivíduos do sexo masculino, fisicamente ativos (média de idade, massa, altura e porcentagem de gordura de 24 ± 4 anos, $78,5 \pm 9,1$ kg, 179 ± 8 cm, $9 \pm 3,5\%$, respectivamente) correram em uma esteira não motorizada, atados por cabo elástico (sistema atado) e foram analisados em quatro intensidades. Este estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Faculdade de Ciências Médicas da Universidade de Campinas (protocolo nº 07716512.1.0000.5404), de acordo com a Declaração de Helsinki. O consentimento informado verbal e escrito foi obtido de

todos os participantes, que relataram atividade física pelo menos três vezes por semana. As respostas de cada participante ao *International Physical Activity Questionnaire* (IPAQ) foram consideradas, para que fossem classificados como fisicamente ativos e para serem incluídos nos testes e avaliações (AINSWORTH *et al.*, 2011). Além disso, os voluntários assinaram um termo de consentimento livre e esclarecido, contendo informações sobre os procedimentos, confirmando a participação voluntária e consentimento para o uso de dados para publicações científicas e certificando a não utilização de quaisquer substâncias ilegais.

Os participantes foram instruídos a manter uma dieta leve e hidratação, realizar a última refeição pelo menos duas horas antes dos testes, não consumir bebidas contendo álcool pelo menos 24 horas antes dos testes e cafeína pelo menos 4 horas antes dos testes; além de não poderem praticar exercícios extenuantes durante o período experimental. Tais instruções visaram evitar que houvesse diferenças em termos de desempenho em cada teste, induzidas por mudanças bruscas na dieta, no consumo de estimulantes ou prática de exercícios que pudessem resultar, inclusive, em lesões.

2.2.2 ANÁLISES ANTROPOMÉTRICAS

Foram realizadas seis visitas ao laboratório todas necessárias para a coleta de dados e um intervalo mínimo de 24 horas entre os testes. No primeiro dia, realizou-se a avaliação antropométrica e adaptação ao ergômetro. Foram obtidos valores de altura, massa (modelo de balança Toledo® 2098, coluna 1,0 m) e dados de massa magra e gordura corporal, utilizando adipômetro científico Sanny®, por quatro dobras cutâneas: tricipital, suprailíaca, abdominal e coxa, vide protocolo específico (POLLOCK *et al.*, 1975).

2.2.3 PROCEDIMENTOS E TESTES

Todos os testes foram realizados em ambiente laboratorial. A temperatura média foi de 23° C (controlada por ar condicionado) e a umidade relativa variou de 30 a 40% (multímetro digital *Thermo hygro decibelimeter lux*, THDL 400, Instrutherm).

O processo de adaptação individual consistiu em corridas de 30 s em diferentes velocidades, variando de leve, moderada, intensa e muito intensa. Após este ajuste, foram utilizados quatro dias para a aplicação do protocolo padrão para determinar os parâmetros críticos do modelo de potência. Antes de cada teste, todos os participantes foram submetidos a aquecimento por 5 minutos, composto por uma corrida a 7,0 km/h, utilizando a esteira motorizada (Modelo Super ATL, Inbramed, Brasil).

Os voluntários correram em uma esteira não-motorizada atados por um cabo de aço ligado a um sistema elástico. A resistência imposta pelo aumento da força elástica a partir do elástico no número de sistema (3, 4, 5 e 6 elásticos diferenciados nas intensidades 1, 2, 3 e 4, respectivamente) e medida por um sistema de sinal de captação de força. A Figura 11 mostra um voluntário no processo de corrida atada.



Figura 11 Voluntário executando um dos testes de corrida atada. Observa-se na figura o cinto colocado entre o quadril e a cintura, responsável pela imposição da resistência (1) o cabo elástico conectado à torre fixada no chão (2) e a esteira não motorizada (3) com o devido aparato de exaustão (à esquerda) que também auxilia no controle da posição do avaliado. (Adaptado de GAMA *et al.*, 2017)

A duração dos testes foi planejada considerando o modelo de potência crítica, que prevê a determinação aeróbia e anaeróbia a partir da relação entre intensidade e tempo para atingir o esgotamento ou exaustão individual (tempo limite). Uma zona de 2 a 10 min (JONES *et al.*, 2010; DEKERLE *et al.*, 2005; HILL & SMITH, 1994) para quatro intensidades foi fixada e cada teste de intensidades foi diferenciado de acordo com o número de elásticos. Os indivíduos deveriam vencer as resistências impostas fazendo esforço e correndo até a exaustão. Cada intensidade forneceu *feedback* para as próximas intensidades. Eles foram atados e orientados para manter a velocidade e posicionamento na esteira, mas a força foi parâmetro determinante para cada intensidade.

Os critérios de exaustão foram definidos por um aparelho desenvolvido pelo grupo de pesquisa. Este aparelho foi capaz de informar tanto o participante como o avaliador sobre a manutenção do exercício. Por exemplo, quando o sujeito oscilava em sua posição inicial, o equipamento disparava um sinal sonoro e, se ele não fosse capaz de restaurar a força necessária para manter a posição alvo por mais de cinco segundos, o tempo limite era atingido e a exaustão então era alcançada. Além disso, os participantes receberam constante incentivo verbal. Medidas mecânicas (força, velocidade, potência, trabalho) foram capturadas por meio de sinais (LabView Signal Express 2009 National Instruments®), por um sensor de efeito *hall* com aquisição de 1000 Hz, calibrado antes de cada teste, modulado (USB-6008, National Instruments®) e posteriormente processados em MatLab (R2008a MatLab®, MathWorkstm), utilizando dados técnicos específicos disponíveis (LIMA *et al.*, 2011).

As capacidades aeróbias e anaeróbias foram obtidas pelo modelo de potência crítica hiperbólica: uma relação hiperbólica entre a potência e o tempo que a potência pode ser sustentada; a potência assíntota da relação, CP (*Critical power*), pode ser sustentado sem fadiga. O tempo de exaustão pode ser previsto para qualquer saída de potência \geq CP da relação hiperbólica que inclui a capacidade de trabalho anaeróbio (*Anaerobic Work Power* - AWC): $T_{lim} = AWC / (P-CP)$ (MONOD & SCHERRER, 1965; HILL, 1993).

Para a determinação das respostas do lactato sanguíneo, foram colhidos 25 μ L de amostras de sangue do lóbulo da orelha utilizando capilares heparinizados, em cinco momentos (repouso, após cinco minutos de aquecimento, após exaustão e 5 e 8 minutos após exaustão), mantidos em tubos Eppendorf 400 μ L de ácido tricloroacético a 4%, 2 a 8°C), determinado a 340 nm (calibração de 5, 10, 15 e 30 mM, Engel & Jones, 1978). A frequência cardíaca também foi registrada nos testes via monitor Polar® RS800CX. Os valores picos de lactato foram determinados num tempo específico para cada indivíduo, originando o tempo de lactato de pico.

Para a construção dos modelos, cada variável medida foi representada como um nó da rede (mecânica: potência de pico, velocidade, força, trabalho e

potência, fisiológica: frequência cardíaca, lactato sanguíneo, pico de lactato, capacidade aeróbica, capacidade anaeróbia e massa magra) e pontuação IPAQ. Para estimar o nível de atividade física dos participantes, utilizou-se o questionário de pontuação IPAQ. Este instrumento corresponde a um compêndio de atividade física (AINSWORTH *et al.*, 2011) convertido em equivalentes metabólicos / min / semana. De acordo com as características deste questionário, este foi aplicado apenas em um momento de período experimental (primeira visita ao laboratório).

2.2.4 ELABORAÇÃO DOS MODELOS COMPLEXOS

Para a construção dos modelos, primeiro considera-se não só a proposição, mas a base teórica e matemática para construir as redes. Considera-se uma medida do número máximo de variáveis que poderiam revelar a ocorrência de alterações em vários sistemas corporais, a fim de considerá-los como nós quantificados em uma rede. Em seguida, estuda-se a melhor maneira de inter-relacionar, isto é, para conectar, cada nó. Considera-se então o cálculo das correlações entre conjuntos de dados disponíveis para cada variável / nó mensurado, pelos resultados das correlações de Pearson. Foi construída uma função em linguagem de programação Java, IDE Eclipse para cálculo dos valores das correlações, conforme Figura 12.

```

public static double getPearsonCorrelation(double[] scores1,double[] scores2){
    double result = 0;
    double sum_sq_x = 0;
    double sum_sq_y = 0;
    double sum_coproduct = 0;
    double mean_x = scores1[0];
    double mean_y = scores2[0];
    for(int i=2;i<scores1.length+1;i+=1){
        double sweep =(double)(i-1)/i;
        double delta_x = scores1[i-1]-mean_x;
        double delta_y =scores2[i-1]-mean_y;
        sum_sq_x += delta_x * delta_x * sweep;
        sum_sq_y += delta_y * delta_y * sweep;
        sum_coproduct += delta_x * delta_y * sweep; mean_x += delta_x / i;
        mean_y += delta_y / i; }
    double pop_sd_x = Math.sqrt(sum_sq_x/scores1.length);
    double pop_sd_y = Math.sqrt(sum_sq_y/scores1.length);
    double cov_x_y = sum_coproduct / scores1.length;
    result = cov_x_y / (pop_sd_x*pop_sd_y);
    return result;
}

static public void main (String argv[]) {
    double resultado=0.0;
    String type = "";

```

Figura 12 Trecho do código elaborado para cálculo das correlações que posteriormente foram utilizadas na adição dos links das redes, no software também desenvolvido para cada modelo complexo.

Sempre que o resultado da correlação calculada foi considerado moderado ou alto, a escolha foi estabelecer a conexão / ligação entre esses nós. Para tanto, foi construído um algoritmo com classes e funções em linguagem Java, que receberam como conjuntos de dados vetoriais em uma função principal, passando-os para a função construída de correlação, realizando os cálculos de correlações, a partir do conjunto de dados coletados de cada variável em cada intensidade de exercício.

Após a obtenção dos valores, foi construída uma terceira função para verificar o tipo de correlação em relação ao intervalo de valores encontrados. Se o resultado for menor que 0,3 ou -0,3, a correlação foi considerada fraca, se maior que 0,3 e menor que 0,7 ou menor que -0,3 e maior que -0,7, foi considerada moderada e quando menor que - 0,7 ou maior que 0,7, foram consideradas altas. Os resultados foram então exibidos na tela, com dupla precisão e impressos com a intensidade de esforço: apresentam-se então as variáveis testadas, o valor encontrado e o tipo de correlação observado. Após tais cálculos e verificações, foram selecionadas

correlações altas e moderadas para estabelecer conexões e observaram-se seus valores para inclusão nas redes. Para análise comparativa, foram efetuados os cálculos das correlações de Spearman para cada variável em cada um dos 4 modelos complexos. Observou-se uma semelhança de 92% com relação a correlações de Pearson. Todavia, considerando a quantidade de correlações obtidas pelo método Spearman, houve diminuição no número de correlações significativas (entre 0,3 e 1 ou entre -1 e -0,3). Dessa forma, a escolha para definição da ponderação entre os *links* nos modelos foi a utilização dos resultados da correlação de Pearson.

O *software* de análise de rede chamado *Stakeholder* foi desenvolvido em parceria com o professor Ted G. Lewis. Houve adaptação do código para possibilitar construção das redes, definição da ponderação dos *links* conforme os resultados da função de correlação, cálculo das métricas para o caso específico das redes propostas para análise da exatidão física. Essa construção possibilitou definição dos 4 modelos complexos no *software*, conforme Figura 13.

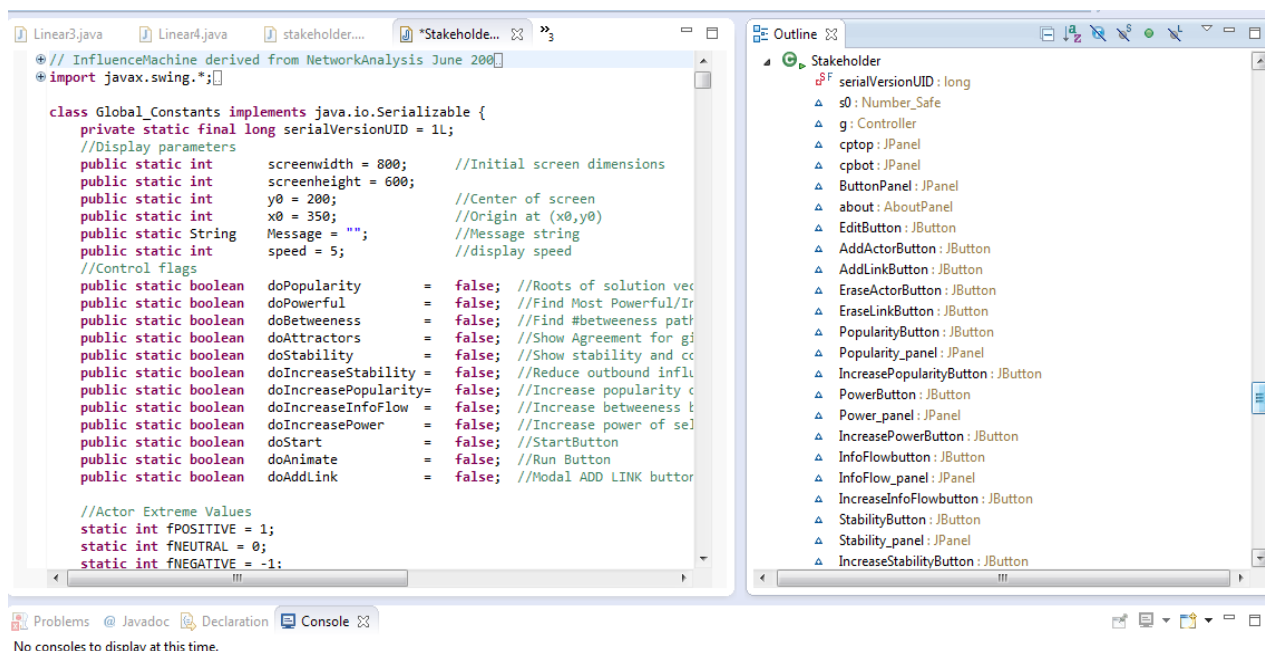


Figura 13 Trecho do código do *software Stakeholder* desenvolvido para criação dos modelos e cálculo das métricas complexas. À direita é possível observar as definições dos botões inseridos para interface iniciar os cálculos de cada métrica, adição de nós, adição de links e cada característica determinada.

Os nós foram incluídos e designados pela classe de adição. Todos os nós foram definidos como influências neutras na rede, porque a idéia era observar o comportamento sem pré determinar ou listar a importância positiva ou negativa na dinâmica da fadiga. Em seguida, foram inseridos os *links* baseados nos valores obtidos pelas funções Java e as correlações resultantes. Cada ligação é também ponderada com o resultado do valor de correlação: por exemplo, se a correlação tiver uma pontuação de 0,75, essa ligação foi ponderada a 75% de influência. Além disso, como a correlação de Pearson mostra o mesmo resultado para ambas as direções, realiza-se a adequação do *software* para a rede ponderada que tinha todas as ligações bidirecionais, isto é, exercia influência em ambas as direções.

Uma vez que um nó e o outro não têm necessariamente uma relação de causa e efeito, mas estão correlacionados, o resultado foi uma rede ponderada de duas vias (*links* bidirecionais). Esse peso foi definido porque, na maioria das redes do mundo real, nem todos os *links* mostram a mesma ponderação. Na verdade, as ligações estão associadas a pesos diferentes em termos de intensidade, capacidade ou fluxo (BARRAT *et al.*, 2004). Isso significa que os modelos tentam estar o mais próximo possível do que realmente está acontecendo, sendo matematicamente fundamentado.

A análise estatística para cada modelo foi também efetuada. Foi elaborada a matriz de dispersão de todas as variáveis e na mesma matriz foram geradas as retas de regressão com intervalo de confiança de 95%, conforme mostram as Figuras 14, 15, 16 e 17. As observações dos comportamentos das correlações leva a consideração da correlação de Pearson como uma escolha adequada para a definição dos *links* nos modelos, em cada uma das quatro intensidades testadas.

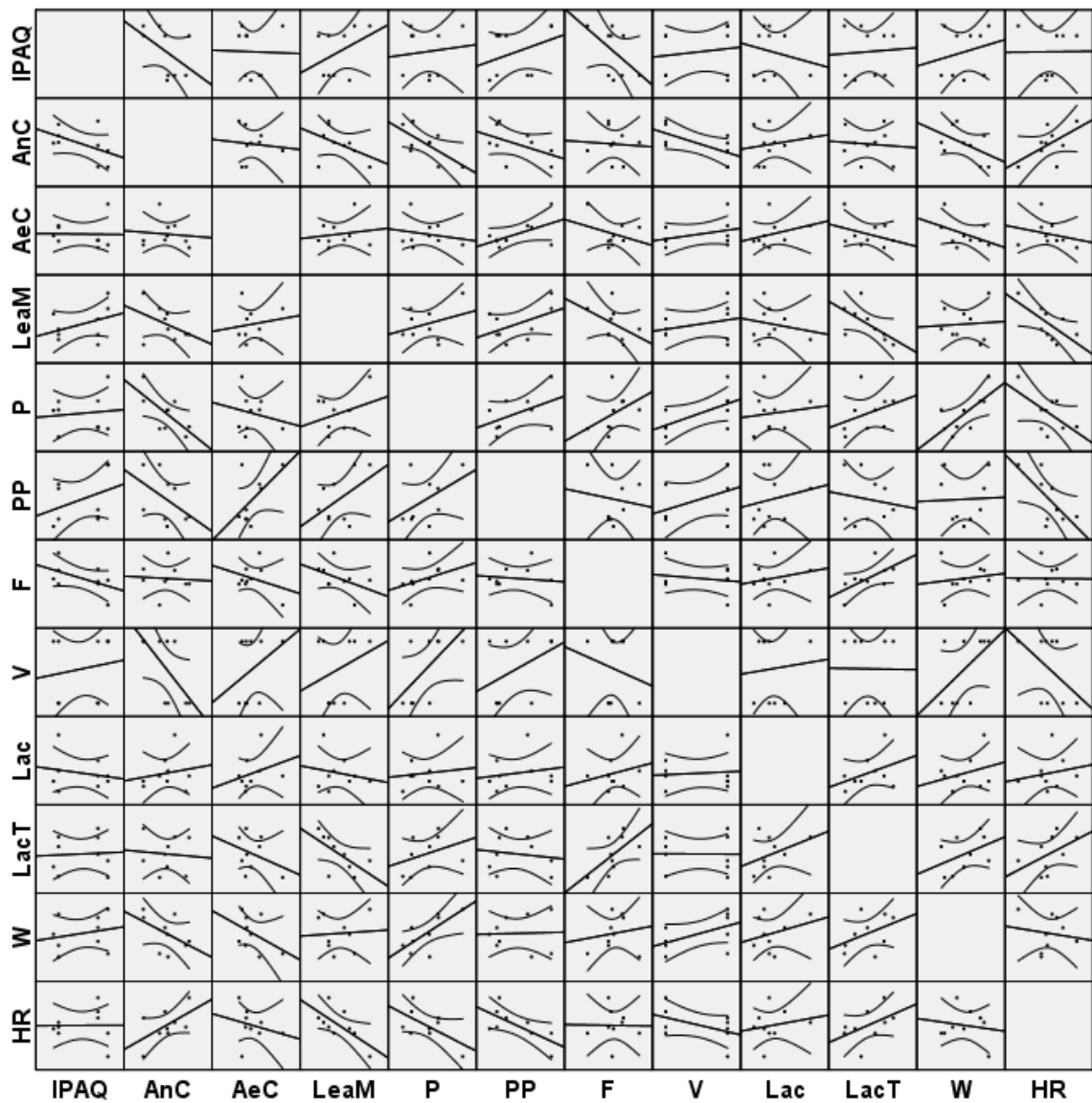


Figura 14 Resultados das correlações para modelo 1. Também exibem-se os valores do intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. As variáveis são IPAQ, Capacidade Anaeróbia (AnC), Capacidade Aeróbia (AeC), Massa Magra (LeaM), Potência (P), Potência Pico (PP), Força (F), Velocidade (V), Lactato (Lac), Tempo de Lactato (LacT), Trabalho (W), Frequência Cardíaca (HR). Fonte: Elaboração própria.

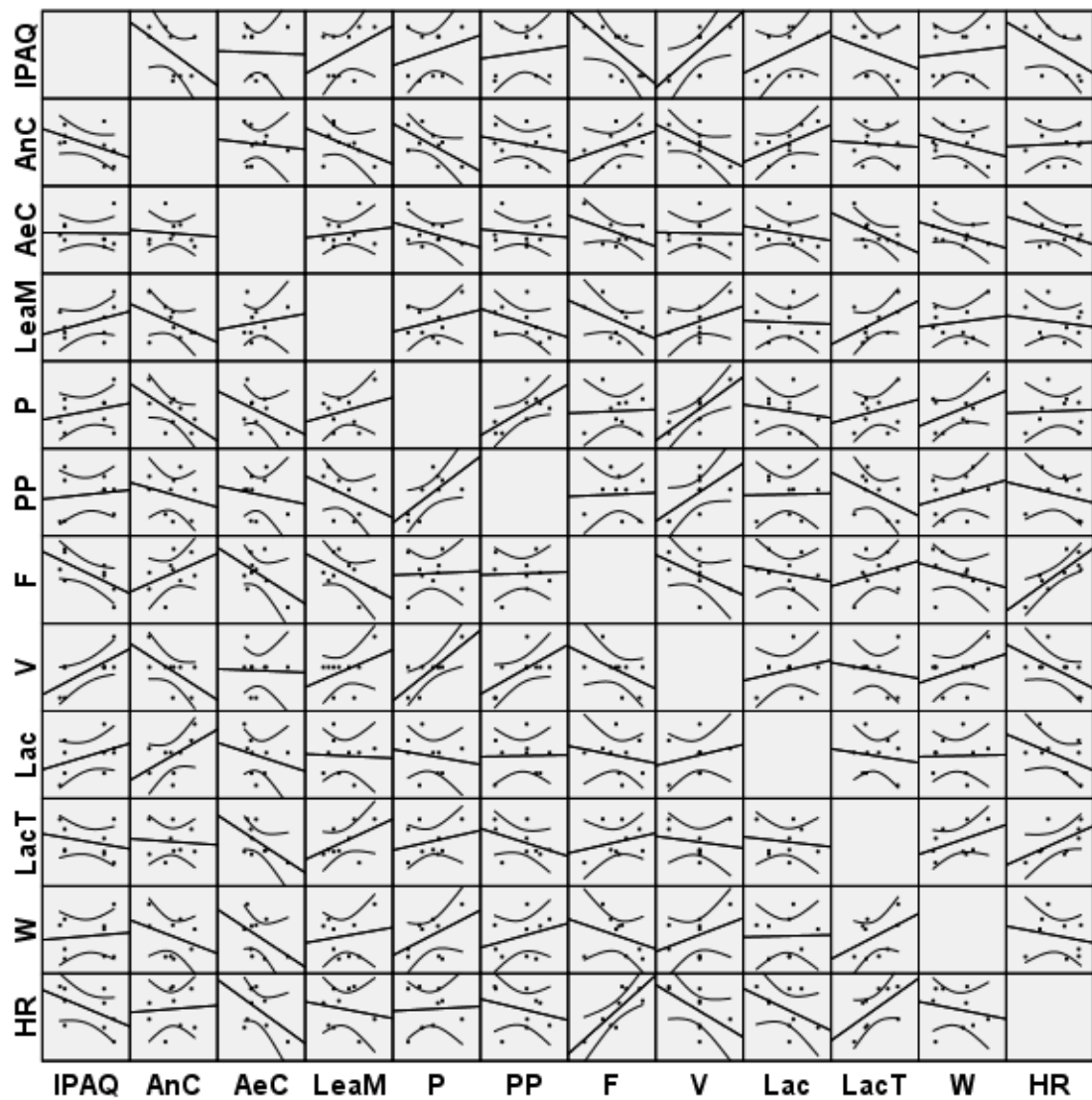


Figura 15 Resultados das correlações para modelo 2. Também exibem-se os valores do intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. As variáveis são IPAQ, Capacidade Anaeróbia (AnC), Capacidade Aeróbia (AeC), Massa Magra (LeaM), Potência (P), Potência Pico (PP), Força (F), Velocidade (V), Lactato (Lac), Tempo de Lactato (LacT), Trabalho (W), Frequência Cardíaca (HR). Fonte: Elaboração própria.

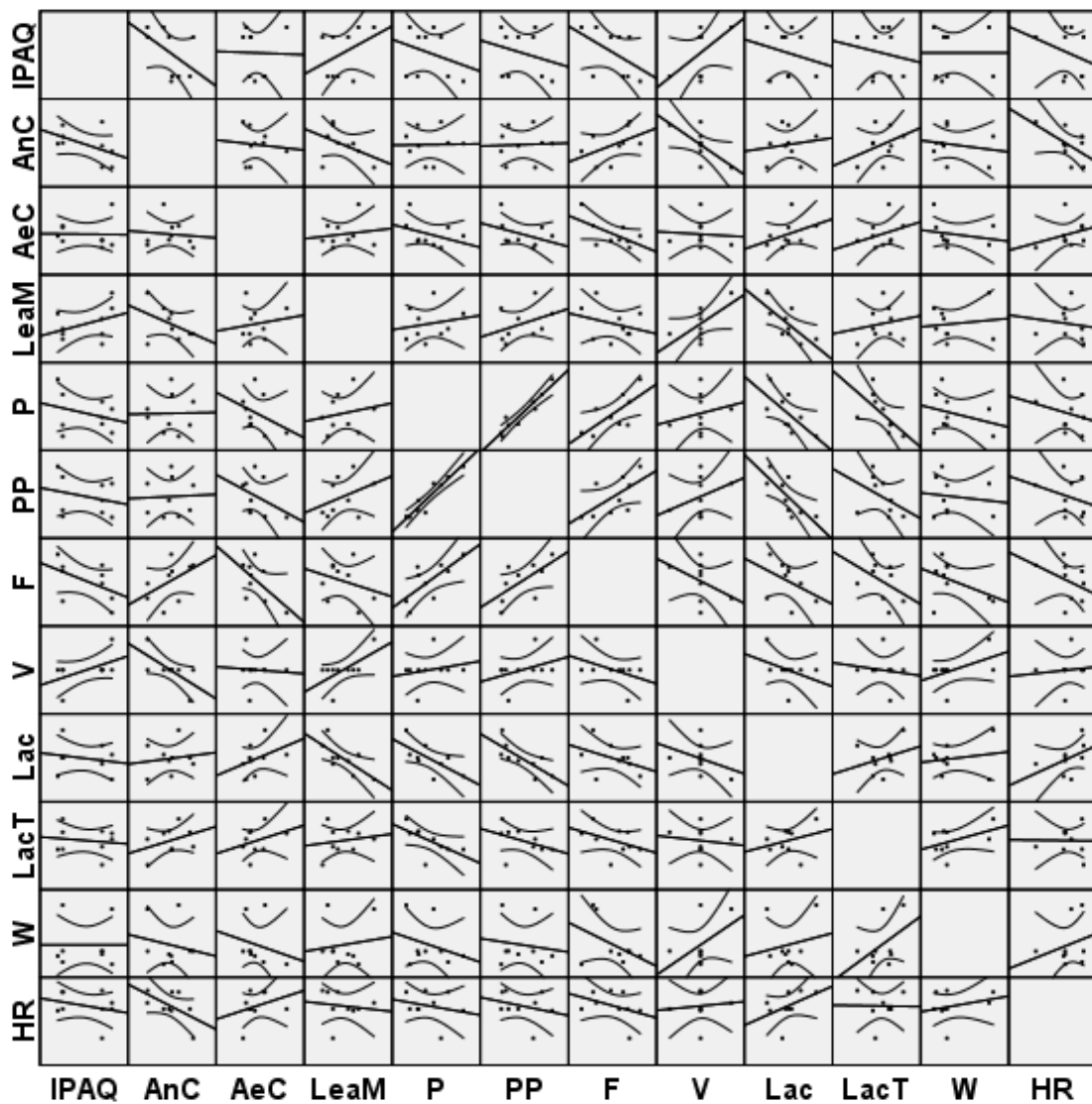


Figura 16 Resultados das correlações para modelo 3. Também exibem-se os valores do intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. As variáveis são IPAQ, Capacidade Anaeróbia (AnC), Capacidade Aeróbia (AeC), Massa Magra (LeaM), Potência (P), Potência Pico (PP), Força (F), Velocidade (V), Lactato (Lac), Tempo de Lactato (LacT), Trabalho (W), Frequência Cardíaca (HR). Fonte: Elaboração própria.

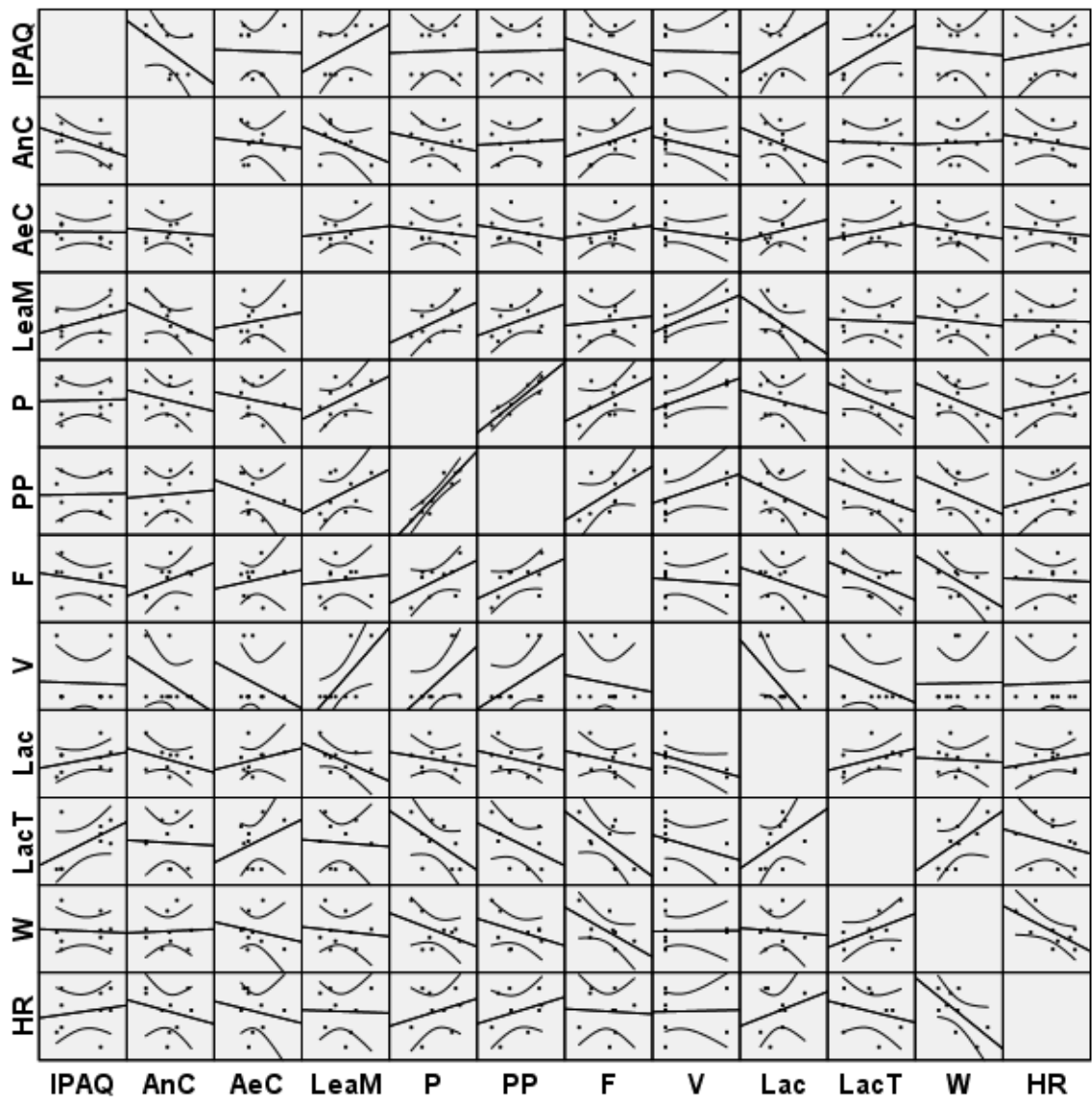


Figura 17 Resultados das correlações para modelo 4. Também exibem-se os valores do intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. As variáveis são IPAQ, Capacidade Anaeróbia (AnC), Capacidade Aeróbia (AeC), Massa Magra (LeaM), Potência (P), Potência Pico (PP), Força (F), Velocidade (V), Lactato (Lac), Tempo de Lactato (LacT), Trabalho (W), Frequência Cardíaca (HR). Fonte: Elaboração própria.

2.2.5 MÉTRICAS COMPLEXAS

Para análise de cada modelo, após a construção e definição dos nós em interação e de cada *link* que conectam-se entre si, efetuam-se cálculos matemáticos referentes a estrutura das redes complexas obtidas. As principais são: Grau (*Degree*) dos nós, Centralidade (*Betweenness*) e Autovalores (*Eigenvalues*).

A construção do *software* que permitiu desenho das interfaces da rede, também permitiu construir os algoritmos que utilizam as matrizes de conexões e correlações de cada modelo complexo a fim de calcular as métricas citadas que permitiram analisar cada modelo com seu significado matemático.

O número de *links* sejam eles direcionados ou não conectando um nó v_i no grafo é chamado de grau do nó, denotado grau (v_i) ou $d(v_i)$ e abreviado como d_i . Os modelos aqui construídos apresentam *links* bidirecionais, portanto, tem-se como grau do nó a quantidade de *links* a ele subjacentes. Se os modelos fossem direcionados, teria-se grau de saída e grau de entrada para cada nó. Por exemplo, na Figura 19 observa-se o nó (v_1) Força com 2 *links*, desta forma seu grau é igual a 2 ou $d(v_1) = d_1 = 2$.

Quando se observa a estrutura final da rede complexa, há nós que possuem maior número de conexões quando comparados a outros. Assim, pode-se ter um ou mais nós com maior número de arestas e são eles chamados de nó(s) *hub*. *Hub* é o nó que apresenta o maior grau da rede ou $Hub = \text{máximo} \{d(v_i)\}$. (LEWIS, 2009)

Depois que as redes foram construídas, a simulação foi executada para calcular o grau dos nós e, em seguida, exibido na interface. O programa exibe os resultados com o grau de cada nó e aponta para o nó com o grau maior, ou seja, o maior número de conexões (*hub*) que, portanto, têm maior poder de influência. Depois disso, executam-se funções de cálculos para autovalores (*eigenvalues*) de nós. O programa desenvolvido calcula cada autovalor dos nós e mostra os autovalores de cada um dos nós, destacando o nó de autovalor máximo. Esta medida auxilia a

compreender a influência dos nós, como outras pesquisas em sistemas complexos (LAWYER, 2015).

Além disso, houve uma simulação da centralidade (*betweenness*) dos nós, na qual o sistema calcula e mostra a centralidade de cada nó e aponta para o nó de maior centralidade de interseção, indicando a proximidade deste em relação aos outros nós. Cada construção de rede, simulação e cálculos, foi feita para cada modelo representando uma intensidade de exercício diferente.

A centralidade (*betweenness*) de um nó v é o número de caminhos a partir de todos os nós até todos os outros nós que passem pelo nó v . Esta medida de rede complexa reflete o poder de intermediação relacionado à localização de um nó. Se não há caminho entre um nó v_1 e um nó v_3 que não passe por v_2 , então v_2 tem poder sobre ambos v_1 e v_3 , por ser seu intermediário. O *betweenness* considera todos os caminhos, e nos modelos propostos constróem-se os algoritmos de cálculo do *betweenness* e considera-se para análise o nó que apresentou maior valor quando comparado aos demais, sendo, portanto o que mostra maior influência em termos de intermediação com os demais. A centralidade - como definida aqui - é uma medida do poder intermediário de um nó sobre os outros. Considere o caso de um grafo simétrico com um número par de nós. É altamente provável que existam vários caminhos mais curtos entre dois nós de origem e destino arbitrariamente escolhidos. A centralidade é calculada contando apenas o primeiro caminho direto encontrado, em vez de todos os caminhos diretos. (VAN STEEN, 2010; LEWIS, 2009).

A teoria dos autovalores tem uma longa história. Primeiramente, a álgebra linear foi utilizada para analisar matrizes de adjacência de grafos. Os métodos algébricos provaram ser especialmente eficazes no tratamento de grafos que são regulares e simétricos. Às vezes, certos autovalores foram referidos como a conectividade algébrica de um grafo.

Em Álgebra Linear, a definição formal de autovalor e autovetor é a seguinte: Seja $T: V \rightarrow V$ um operador linear. Se existirem vetores v pertencentes ao espaço V , tal que v seja diferente do vetor nulo e λ pertencente aos números reais, tais

que $Tv = \lambda v$, diz-se que λ é um autovalor de T e v é um autovetor de T associado a λ (BOLDRINI *et. al*, 1980).

Seja A uma matriz $n \times n$ real. Um autovetor de A é um vetor no qual Ax é paralelo a x ; em outras palavras, $Ax = \lambda x$ para algum número real ou complexo. Este número λ é chamado de autovalor de A pertencente ao autovetor v . Claramente, λ é um autovalor se a matriz $A - \lambda I$ é singular, ou, equivalentemente, se $\det (A - \lambda I) = 0$, que é o polinômio característico de A . Esta é uma equação algébrica de grau n para λ e assim tem n raízes (com multiplicidade) (LOVÁSZ, 1993).

A matriz quadrada $A = (A_{ij})$ é definida como:

$$tr (A) = \sum_{i=1}^n A_{ii} \quad (1)$$

O traço da matriz A é a soma dos autovalores de A , cada qual com a mesma multiplicidade da que ocorre com as raízes da equação $\det (A - \lambda I) = 0$.

Se a matriz A é simétrica, então os seus autovalores e autovetores são particularmente bem comportados e todos os autovalores são reais (LOVÁSZ, 1993). Além disso, existe uma base ortogonal v_1, \dots, v_n de espaço consistindo de autovetores de A , então os autovalores correspondentes $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ são precisamente as raízes de $\det (A - \lambda I) = 0$. Assume-se que $|v_1| = \dots = |v_n| = 1$, então A pode ser escrito como:

$$A = \sum_{i=1}^n \lambda_i v_i v_i^T. \quad (2)$$

As raízes do polinômio característico de uma matriz são chamadas de autovalores da matriz. O polinômio característico da matriz A é definido por, $\chi(x; A) = \det(A - xI)$ (VAN STEEN, 2010).

Os autovalores de um grafo são definidos como os autovalores de sua matriz de adjacência. A Teoria dos Grafos utiliza tradicionalmente os espectros de matrizes específicas associadas ao grafo, como a matriz de adjacência, a matriz laplaciana ou suas formas normalizadas, para fornecer informações sobre o grafo (VAN STEEN, 2010; WILSON, 1970).

Dada uma matriz quadrada, A , de ordem n , entende-se por autovalor e autovetor de A autovalor e autovetor da transformação linear $T_A: R^n \rightarrow R^n$, associada à matriz A em relação à base canônica, isto é, $T_A(v) = A.v$ (na forma coluna). Assim, um autovalor λ pertencente ao conjunto dos números reais de A , e um autovetor v pertencente ao R^n , são soluções da equação $A.v = \lambda v$, com v diferente de zero (BOLDRINI *et. al*, 1980).

O *eigenvalue* ou autovalor é calculado a partir do determinante $\det[A(G) - \lambda I] = 0$, no qual A é a matriz de adjacências do grafo ou rede e I é a matriz identidade. A matriz de adjacência é construída a partir da existência de *links* entre nós (valor 1) ou ausência de *links* (valor 0).

$$A = \begin{matrix} & \begin{matrix} v_1 & v_2 & v_3 & v_4 \end{matrix} \\ \begin{matrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

Formando a matriz $A(G) - \lambda I$ e encontrando os elementos de λ que resolvem o polinômio obtido de $A(G) - \lambda I$, igualando ele a zero tem-se os valores das raízes. O maior valor é o maior autovalor do grafo. Os autovalores também são chamados de 'autovalores característicos' porque caracterizam a topologia de um grafo em termos sucintos. Na verdade, eles são muitas vezes idênticos ou

estritamente relacionados ao grau médio \bar{l} de um grafo estruturado. O grau médio é o número médio de *links* conectados a um nó. O grau médio e o autovalor não são geralmente os mesmos, tanto em redes aleatórias como em redes livres de escala. Geralmente o autovalor é uma representação compacta da função de mapeamento de um grafo (LEWIS, 2009).

2.3 PROPOSIÇÃO E RESULTADOS

2.3.1 VARIÁVEIS MECÂNICAS E FISIOLÓGICAS ENVOLVIDAS NO PROCESSO DE FADIGA

O modelo proposto tem as medidas, cálculos e formato mostrados na Figura 18. Conectividade (*links*) variam em quatro diferentes níveis de intensidade do exercício (quatro testes). Os parâmetros foram divididos em dois grupos: mecânico (força, potência pico, potência média, velocidade e trabalho) e respostas fisiológicas relacionadas (frequência cardíaca, lactato sanguíneo, tempo até alcance da concentração de lactato pico no sangue (tempo de lactato), massa magra, capacidade anaeróbia e capacidade aeróbia) e o escore IPAQ.

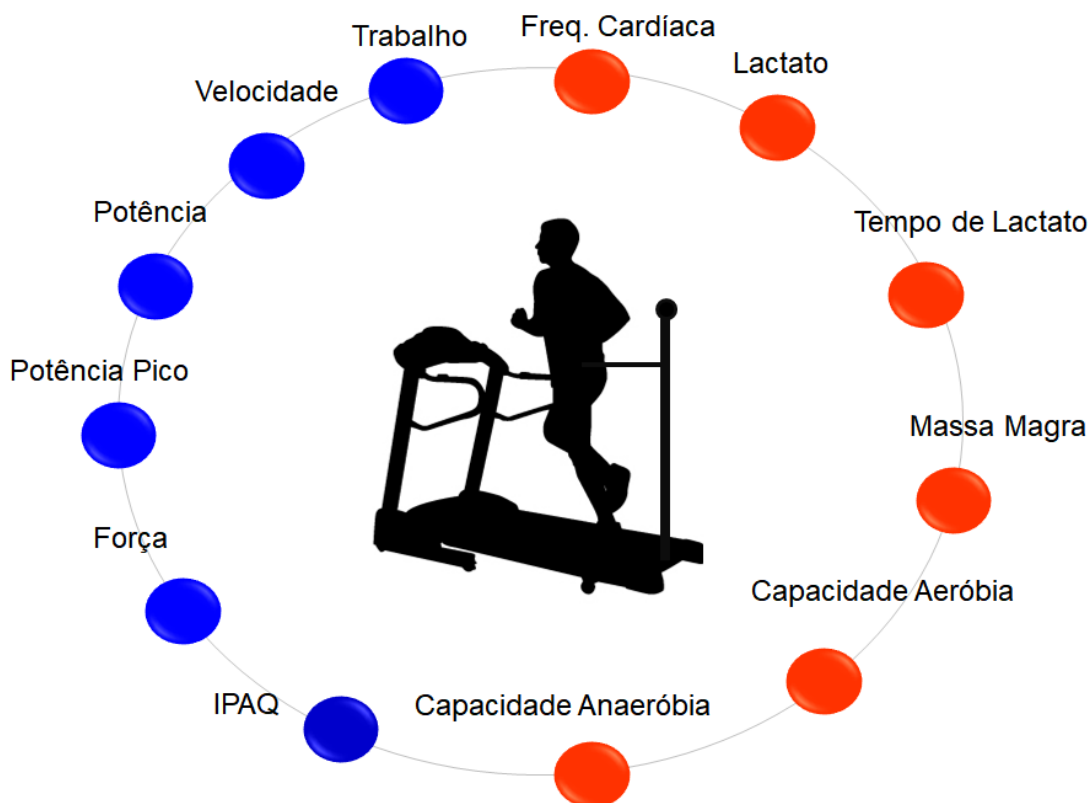


Figura 18. Modelo de rede complexa proposto para as quatro intensidades. Os nós são medidas de alterações nos sistemas corporais nos níveis mecânico (azul) e fisiológico (laranja) e no escore IPAQ (azul) durante quatro intensidades diferentes de testes de esforço. Fonte: Elaboração própria.

As Tabelas 2 e 3 mostram os valores médios e desvios-padrão das variáveis medidas no processo de fadiga, em quatro intensidades em cenários distintos, testes de significância e comparações, que revelaram diferenças consistentes entre as intensidades. Ao desenvolver um *software* em linguagem Java, criam-se quatro redes complexas diferentes baseadas em influências. Além disso, utilizando este programa, calcula-se as seguintes propriedades de rede e métricas: Grau ou *Degree*, Autovalores ou *Eigenvalues* e *Betweenness* ou Centralidade de cada nó.

Tabela 2. Média e desvios padrão de parâmetros em cada intensidade de teste (1, 2, 3, 4).

Fonte: Elaboração própria.

VALORES MÉDIOS E PARÂMETROS EM CADA INTENSIDADE DE EXERCÍCIO				
	1	2	3	4
Potência (W)	247,84 ± 47,46	294,46 ± 40,18	412,71 ± 93,75 ^{ab}	512,42 ± 105,25 ^{abc}
Potência Pico (W)	380,34 ± 48,91	445,23 ± 48,79	585,19 ± 123,14 ^{ab}	784,63 ± 96,00 ^{abc}
Força (N)	120,05 ± 11,32	136,65 ± 17,53	161,86 ± 25,30 ^{ab}	187,90 ± 27,55 ^{abc}
Velocidade (m/s)	2,11 ± 0,33	2,19 ± 0,38	2,54 ± 0,40	2,77 ± 0,56 ^{ab}
Tempo limite (s)	626,08 ± 149,27	462,67 ± 133,29 ^a	236,64 ± 97,24 ^{ab}	173,75 ± 62,68 ^{ab}
Trabalho (kJ)	162,45 ± 56,04	135,48 ± 45,02	92,00 ± 25,03 ^{ab}	77,73 ± 16,15 ^{ab}
Lactato pico (mmol/L)	12,20 ± 3,38	12,52 ± 4,49	15,12 ± 5,00	15,34 ± 5,49
Tempo do Lactato (s)	819,41 ± 287,44	709,33 ± 260,12	583,30 ± 219,01	433,75 ± 251,68 ^a
FC (bpm)	180 ± 10	179 ± 9	180 ± 9	179 ± 8

^aDiferença substancial entre intensidade 1, ^b intensidade 2, ^c intensidade 3. (One-way ANOVA seguido por teste Student-Newman-Keuls test, n = 9, P < 0,05).

Tabela 3. Médias e desvios padrões que caracterizam a amostra e se tornaram nós para observação do comportamento na dinâmica dos modelos em relação às intensidades. Fonte: Elaboração própria.

Valores médios e parâmetros em cada intensidade de exercício			
Capacidade Aeróbia (W)	Capacidade Anaeróbia (kJ)	Massa Magra (%)	IPAQ (a.u.)
139,26± 43,65	47,14± 26,06	91,49± 3,24	2106,66± 1162,06

2.3.2 MODELOS MATEMÁTICOS E INTERFACE

Um nó é um atributo mensurável, como apresentado na Figura 11. Uma ligação é uma influência: o nó A está ligado ao nó B se A é uma influência em B , denotado $A \rightarrow B$. O coeficiente de correlação da ligação $A \rightarrow B$ é uma medida da influência do nó A no nó B . Correlações foram normalizadas dividindo-as pelo valor de correlação máximo sobre todas as *links*. A matriz de conexão C : matriz $N \times N$ de ligações que conectam nós: $C(i, j)$ = resultado de correlação calculado entre duas medições (nós). C é simétrico quando os *links* são bidirecionais. Então $C(i, j) = C(j, i)$. Se C é não singular, seu autovetor $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ no qual v_i são autovalores correspondentes aos nós n_i . Então a solução para $[C-VI] = 0$, no qual I é a matriz de identidade, produz os autovalores V . O grau de um nó é o número de elos de conexão (*links*). A centralidade de interseção do nó A é o número de menores caminhos que passam pelo nó A como determinado contando todos os caminhos mais curtos de todos os nós para todos os outros nós.

Links representam a presença de moderado ou alto nível de correlações entre os nós. Essas correlações são bidirecionais, o que significa possibilidade de influência em ambas as direções. Seja o primeiro estado $S(1) = C \times S(0)$, $S(2) = C \times C \times S(0) = C^2 \times S(0)$, etc. Portanto, $S(t) = C^t \times S(0)$. Mas, como VI pode ser substituído por C , porque $[C-VI] = 0$; $S(t) = [VI]^t \times S(0)$. Portanto, o estado do nó i , representado por s_i , é assintótico a $s_i = v_{it} \times s_i(0)$. Obviamente, s_i se aproxima do infinito se $v_i > 1$ e se aproxima de zero se $v_i < 1$. No entanto, v_i pode ser interpretado como a influência do nó n_i na rede. Assim, v_i é uma medida da influência de n_i sobre, ou importância para, a rede (LEWIS, 2009; BOCCALETTI *et al.*, 2006).

As quatro intensidades e cada teste foram diferenciados de acordo com o número de elásticos que os indivíduos deveriam se atar (3, 4, 5 e 6 elásticos para as intensidades 1, 2, 3 e 4, respectivamente). Logo, os indivíduos devem vencer as

resistências impostas executando a corrida até a exaustão. Cada intensidade forneceu *feedback* para as próximas intensidades. A orientação foi manter a velocidade e posição na esteira não motorizada. As configurações dos quatro modelos são apresentadas nas Figuras 19, 20, 21 e 22, respectivamente. Cada uma destaca como a fadiga evolui com a intensidade do esforço (1, 2, 3 e 4). A força foi medida diretamente e utiliza-se uma alta frequência de captura de sinais (1000 Hz). Este parâmetro foi capaz de distinguir as intensidades e depende apenas do desempenho do indivíduo. Todos eles mantiveram o local na esteira e a posição do cinto no qual a resistência era imposta (entre a cintura e quadril). Isso permitiu reproduzir em condições laboratoriais análogas a ensaios de campo, como em estudos prévios (MARTÍNEZ-VALENCIA *et al.*, 2014; CLARK *et al.*, 2009; ZAFEIRIDIS, 2005).

A Tabela 4 mostra os Intervalos de Confiança de 95% das correlações, calculados para as variáveis em interação nos quatro modelos complexos propostos.

Tabela 4. *Intervalos de Confiança calculados para o conjunto de variáveis de cada um dos modelos. As siglas são: AnC: Capacidade Anaeróbia, AeC: Capacidade Aeróbia, LeaM: Massa Magra, P: Potência, PP: Potência Pico, F: Força, V: Velocidade, Lac: Lactato, LacT: Tempo de alcance do Lactato Pico, W: Trabalho e HR: Frequência Cardíaca. Fonte: Elaboração própria.*

Intervalos de Confiança das correlações calculados para cada modelo complexo

Modelo1																						
	IPAQ		AnC		AeC		LeaM		P		PP		F		V		Lac		LacT		W	
	L	U	L	U	L	U	L	U	L	U	L	U	L	U	L	U	L	U	L	U	L	U
AnC	-0,84	0,13																				
AeC	-0,60	0,57	-0,64	0,52																		
LeaM	-0,24	0,80	-0,81	0,22	-0,53	0,63																
P	-0,50	0,66	-0,91	-0,17	-0,70	0,44	-0,33	0,76														
PP	-0,29	0,78	-0,83	0,16	-0,03	0,86	-0,19	0,82	-0,17	0,82												
F	-0,85	0,09	-0,62	0,55	-0,75	0,35	-0,82	0,18	-0,22	0,80	-0,66	0,50										
V	-0,19	0,82	-0,91	-0,20	-0,60	0,56	0,05	0,88	0,45	0,95	-0,03	0,86	-0,69	0,46								
Lac	-0,69	0,46	-0,44	0,70	-0,34	0,76	-0,71	0,42	-0,53	0,63	-0,45	0,69	-0,43	0,70	-0,63	0,54						
LacT	-0,54	0,62	-0,64	0,53	-0,77	0,31	-0,88	-0,03	-0,29	0,78	-0,67	0,48	0,05	0,88	-0,60	0,57	-0,26	0,79				
W	-0,42	0,71	-0,83	0,14	-0,81	0,20	-0,51	0,65	0,21	0,91	-0,56	0,61	-0,48	0,67	0,13	0,90	-0,40	0,72	-0,23	0,80		
HR	-0,58	0,59	-0,03	0,86	-0,72	0,40	-0,90	-0,12	-0,87	-0,01	-0,91	-0,16	-0,60	0,57	-0,89	-0,08	-0,41	0,72	-0,15	0,83	-0,68	0,47

Modelo 2

AnC	-0,84	0,13																				
AeC	-0,60	0,57	-0,64	0,52																		
LeaM	-0,24	0,80	-0,81	0,22	-0,53	0,63																
P	-0,39	0,73	-0,88	-0,03	-0,79	0,26	-0,35	0,75														
PP	-0,50	0,66	-0,72	0,41	-0,67	0,48	-0,79	0,25	0,13	0,90												
F	-0,89	-0,09	-0,25	0,80	-0,83	0,14	-0,82	0,17	-0,55	0,61	-0,55	0,61										
V	0,04	0,88	-0,92	-0,25	-0,54	0,62	0,01	0,87	0,20	0,91	-0,25	0,80	-0,90	0,12								
Lac	-0,27	0,79	-0,11	0,84	-0,72	0,40	-0,60	0,57	-0,68	0,47	-0,55	0,61	-0,69	0,46	-0,56	0,61						
LacT	-0,73	0,39	-0,63	0,54	-0,86	0,05	-0,09	0,85	-0,39	0,73	-0,80	0,24	-0,38	0,73	-0,53	0,64	-0,67	0,49				
W	-0,52	0,65	-0,76	0,34	-0,82	0,19	-0,45	0,69	-0,17	0,82	-0,37	0,74	-0,75	0,35	-0,05	0,86	-0,58	0,59	-0,22	0,81		
HR	-0,84	0,12	-0,54	0,62	-0,83	0,14	-0,66	0,50	-0,55	0,62	-0,72	0,40	0,41	0,94	-0,84	0,11	-0,81	0,22	-0,03	0,86	-0,70	0,44

Modelo 3

AnC	-0,84	0,13																				
AeC	-0,60	0,57	-0,64	0,52																		
LeaM	-0,24	0,80	-0,81	0,22	-0,53	0,63																
P	-0,75	0,36	-0,57	0,60	-0,78	0,28	-0,45	0,69														
PP	-0,72	0,40	-0,56	0,61	-0,79	0,26	-0,27	0,79	0,81	0,99												
F	-0,83	0,14	-0,16	0,83	-0,88	-0,03	-0,72	0,40	0,21	0,91	0,06	0,89										
V	-0,45	0,70	-0,85	0,09	-0,53	0,63	-0,06	0,86	0,09	0,89	0,12	0,90	-0,64	0,53								
Lac	-0,71	0,43	-0,48	0,67	-0,28	0,78	-0,93	-0,33	-0,90	-0,11	-0,93	-0,29	-0,79	0,26	-0,86	0,05						
LacT	-0,67	0,48	-0,28	0,78	-0,33	0,76	-0,46	0,68	-0,89	-0,06	-0,80	0,24	-0,80	0,23	-0,83	0,16	-0,38	0,73				
W	-0,58	0,59	-0,69	0,45	-0,71	0,42	-0,47	0,68	-0,75	0,35	-0,67	0,49	-0,81	0,20	-0,55	0,62	-0,46	0,69	-0,18	0,82		
HR	-0,74	0,37	-0,86	0,04	-0,35	0,75	-0,68	0,47	-0,72	0,41	-0,74	0,38	-0,78	0,28	-0,54	0,62	-0,19	0,82	-0,59	0,57	-0,38	0,74

Modelo 4

AnC	-0,84	0,13																				
AeC	-0,60	0,57	-0,64	0,52																		
LeaM	-0,24	0,80	-0,81	0,22	-0,53	0,63																
P	-0,57	0,60	-0,72	0,41	-0,68	0,47	-0,16	0,83														
PP	-0,57	0,60	-0,53	0,63	-0,72	0,40	-0,21	0,81	0,75	0,98												
F	-0,71	0,42	-0,29	0,78	-0,46	0,69	-0,53	0,64	-0,12	0,84	-0,07	0,85										
V	-0,37	0,74	-0,86	0,03	-0,76	0,32	-0,11	0,84	0,25	0,92	0,06	0,89	-0,71	0,42								
Lac	-0,34	0,76	-0,77	0,30	-0,40	0,73	-0,86	0,04	-0,69	0,45	-0,76	0,33	-0,73	0,39	-0,60	0,57						
LacT	-0,07	0,85	-0,61	0,55	-0,35	0,75	-0,62	0,54	-0,85	0,08	-0,81	0,20	-0,87	0,01	-0,67	0,48	-0,25	0,79				
W	-0,63	0,54	-0,56	0,61	-0,70	0,44	-0,64	0,53	-0,80	0,24	-0,79	0,27	-0,87	0,00	-0,62	0,55	-0,63	0,53	-0,10	0,85		
HR	-0,46	0,68	-0,71	0,42	-0,68	0,47	-0,60	0,57	-0,38	0,73	-0,35	0,75	-0,61	0,55	-0,25	0,79	-0,38	0,73	-0,74	0,38	-0,89	0,10

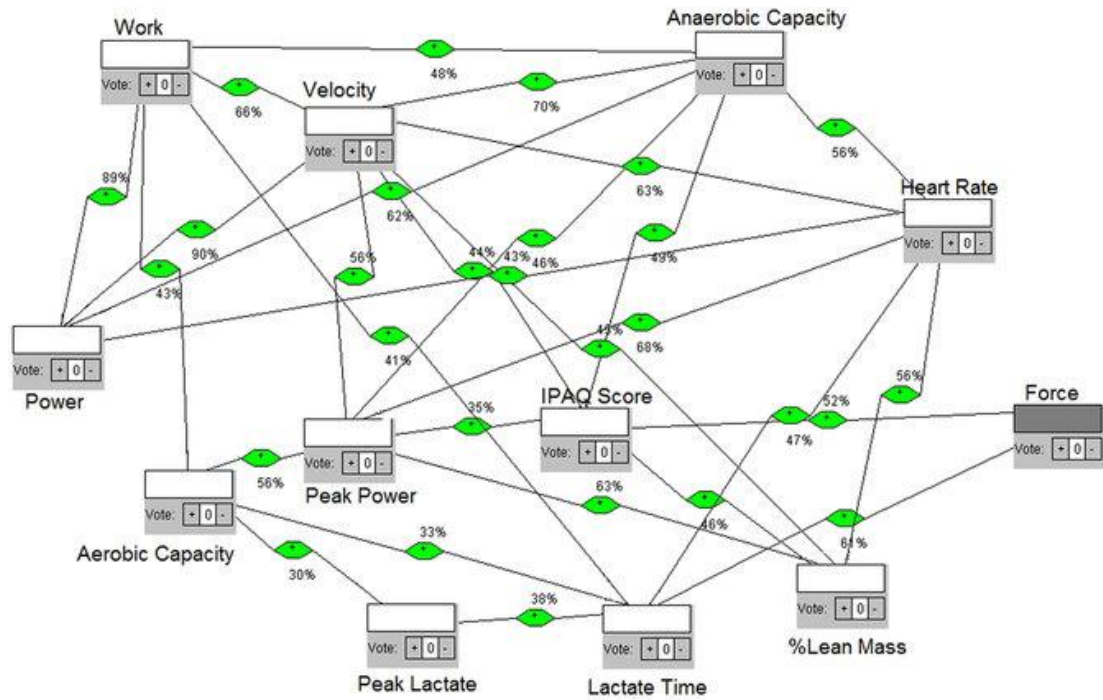


Figura 19. Rede complexa contruída para a intensidade 1. Fonte: Elaboração própria.

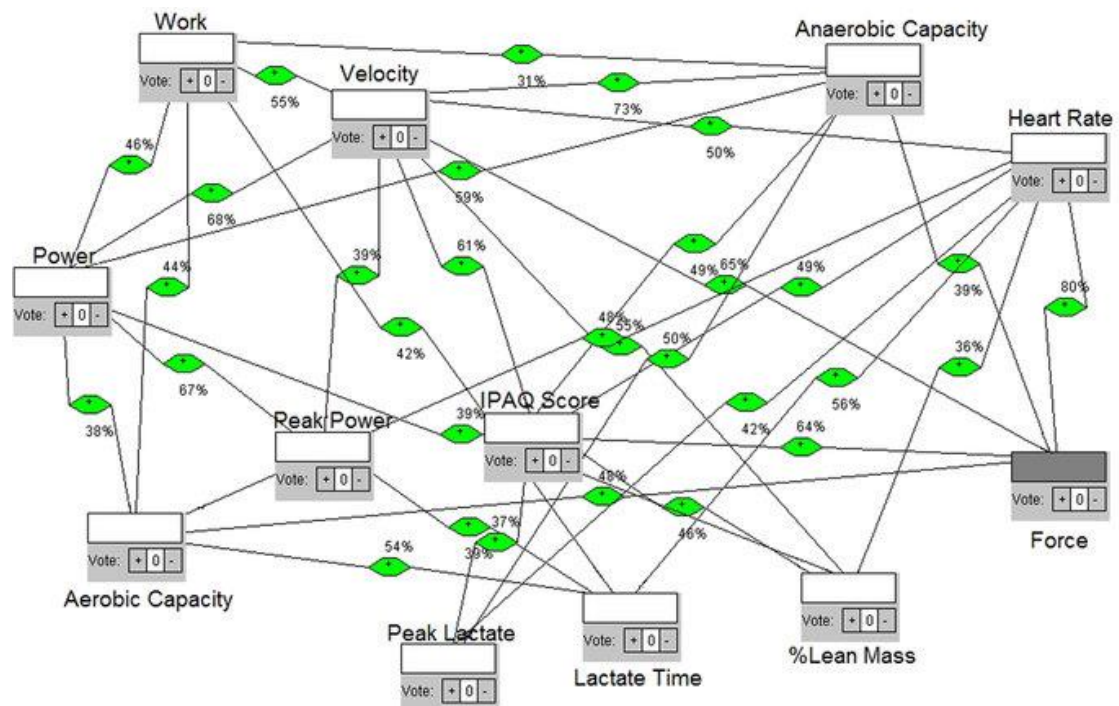


Figura 20. Rede complexa contruída para a intensidade 2. Fonte: Elaboração própria.

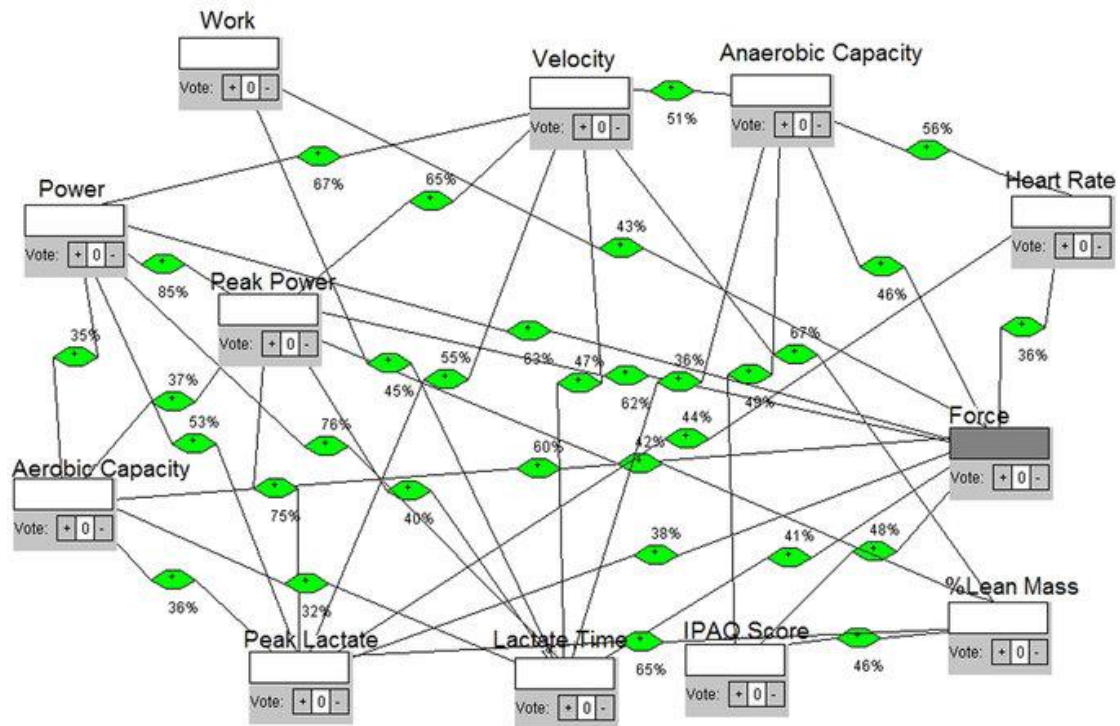


Figura 21. Rede complexa contruída para a intensidade 3. Fonte: Elaboração própria.

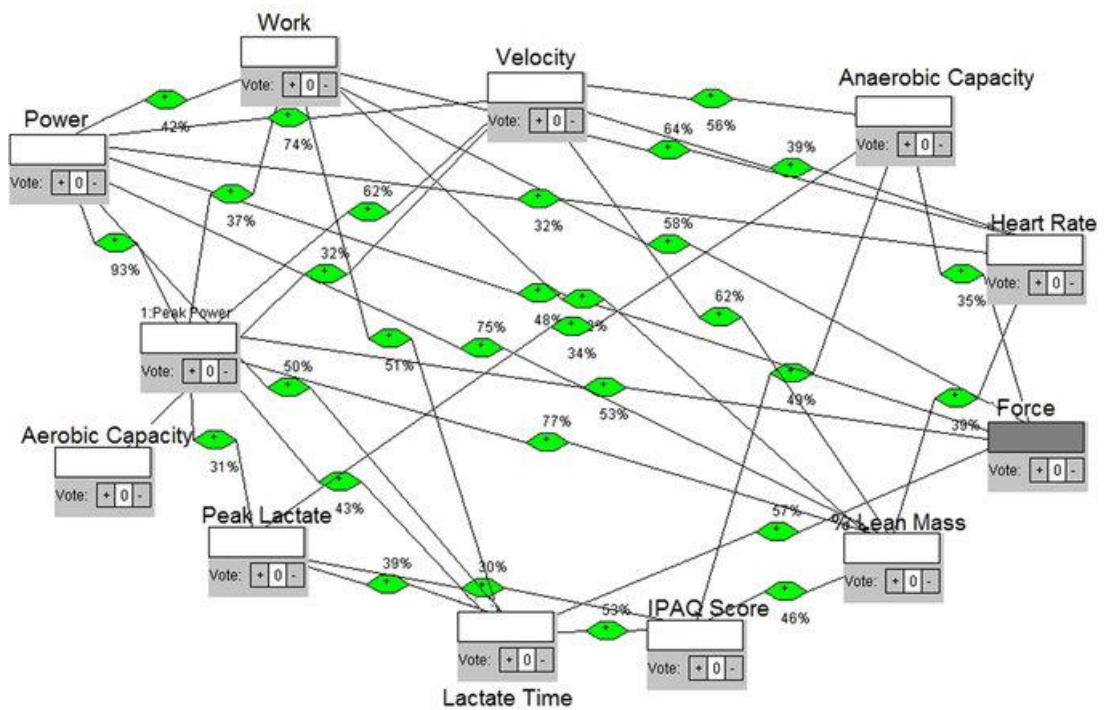


Figura 22. Rede complexa contruída para a intensidade 4. Fonte: Elaboração própria.

No modelo 1, a Figura 19, ao longo das 28 conexões, o nó que tem mais conexões (*hub*) é a velocidade; o que significa que a sua influência sobre os outros nós é probabilisticamente maior. O tempo médio até a exaustão foi de 626 segundos, o maior tempo comparando todos os 4 modelos, explicado pelo menor esforço despendido. Analisando os autovalores, que apontam para um ponto convergente possível de todo o sistema, a velocidade é também o maior nó. A maior centralidade revela o comportamento do fluxo de informações considerando a estrutura da rede, e o nó que apresenta o maior número de caminhos foi o tempo de alcance do lactato (tempo de lactato), uma medida fisiologicamente relacionada. Modelo 2, Figura 20, mostra 31 conexões, em 462 segundos do limite médio de tempo. O *hub*, o autovalor máximo e o nó com maior centralidade foi o mesmo: o nó velocidade.

O Modelo 3 na Figura 21 mostra um maior número de ligações, 32. O nó que tem mais ligações (*hub*) é agora força, evidenciando uma contribuição aumentada das características mecânicas no processo de fadiga. O tempo médio até atingir a fadiga foi de 236 segundos, quase metade do tempo que o segundo modelo. O nó com o autovalor máximo também mudou; é agora a potência pico, portanto existe dependência e ponto de convergência para variações de tempo. O nó de centralidade máxima foi o de força, isto é, o fluxo de informação e os efeitos probabilísticos são a mesma variável. O quarto modelo, na Figura 22, mostra 30 conexões, o *hub* foi o nó potência e o tempo médio até que a fadiga foi de 173 segundos, quase um quarto do tempo se comparado ao primeiro modelo com intensidade 1. Em relação aos autovalores, o maior também foi Potência. O nó principal da centralidade mudou, e é agora potência pico. Os resultados estão resumidos nas Figuras 23 à 26.

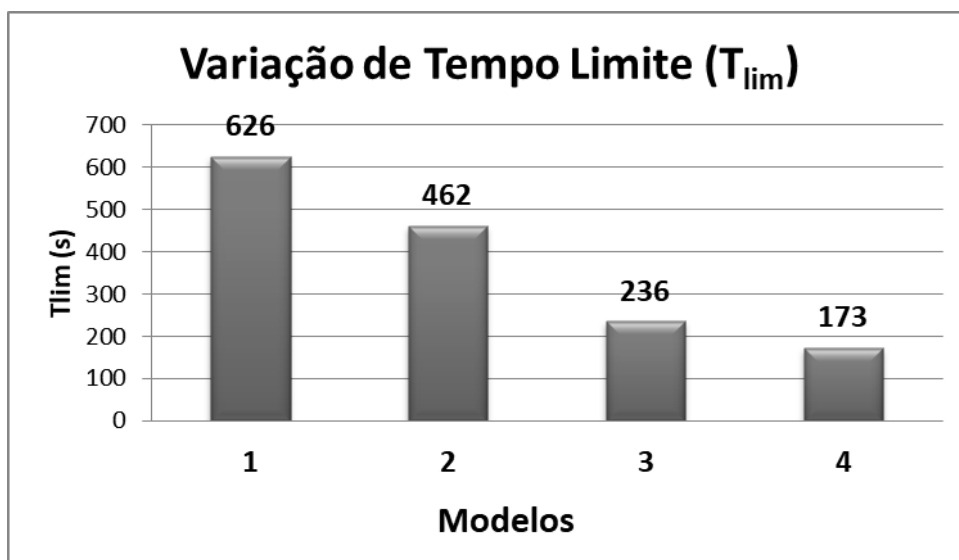


Figura 23. Tempo limite médio (em segundos) \pm desvio padrão. O tempo até que a fadiga foi inversamente proporcional à intensidade do esforço, uma diferença substancial entre a ^aintensidade 1, ^bintensidade 2, ^bintensidade 3. (ANOVA unidirecional seguida pelo teste de Student-Newman-Keuls, $n = 9$, $P < 0,05$). Fonte: Elaboração própria.

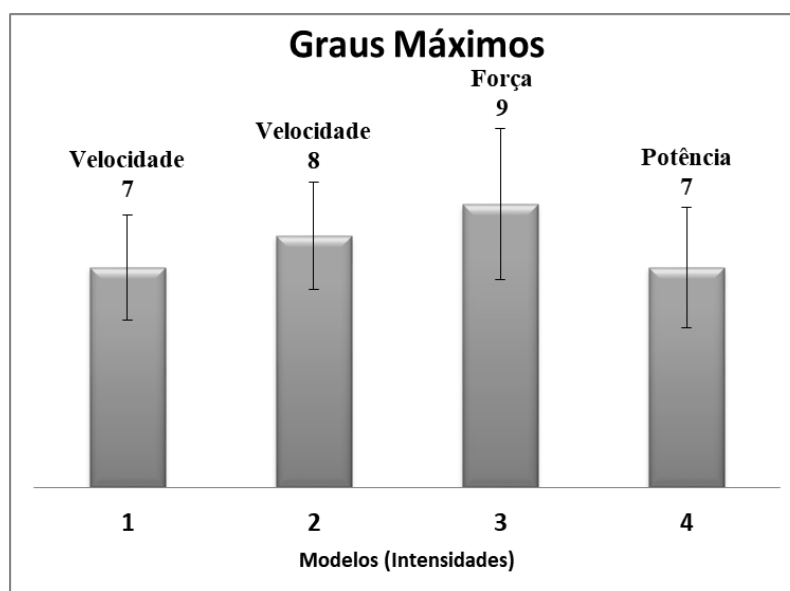


Figura 24. Grau máximo em cada intensidade, hubs mais correlacionados e, portanto, conectados a outros em cada intensidade. (ANOVA unidirecional seguida pelo teste de Student-Newman-Keuls, $n = 9$, $P < 0,05$). Fonte: Elaboração própria.

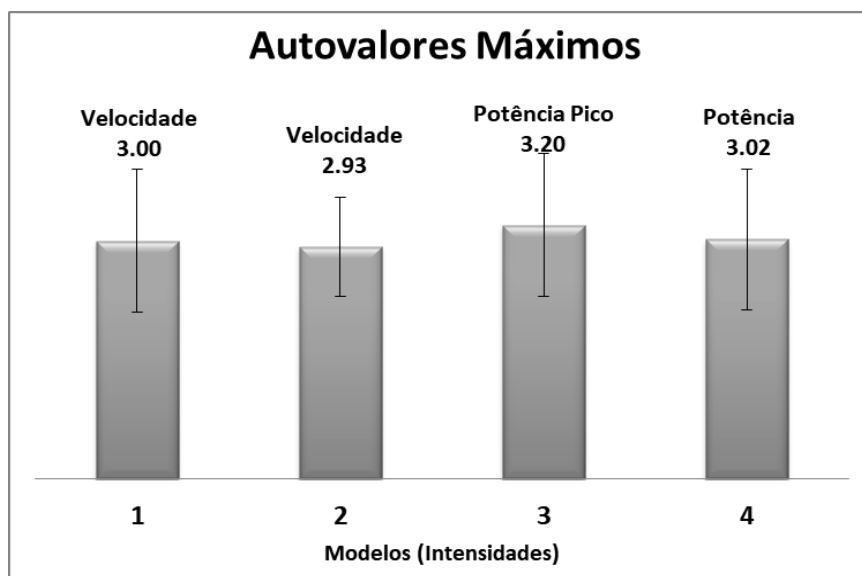


Figura 25. Auto valores máximos; nos esforços menores (Modelos 1 e 2), a velocidade teve contribuições importantes; em maiores esforços, a força e a potência tiveram maior valor e contribuição. (ANOVA unidirecional seguida pelo teste de Student-Newman-Keuls, $n = 9$, $P < 0,05$). Fonte: Elaboração própria.

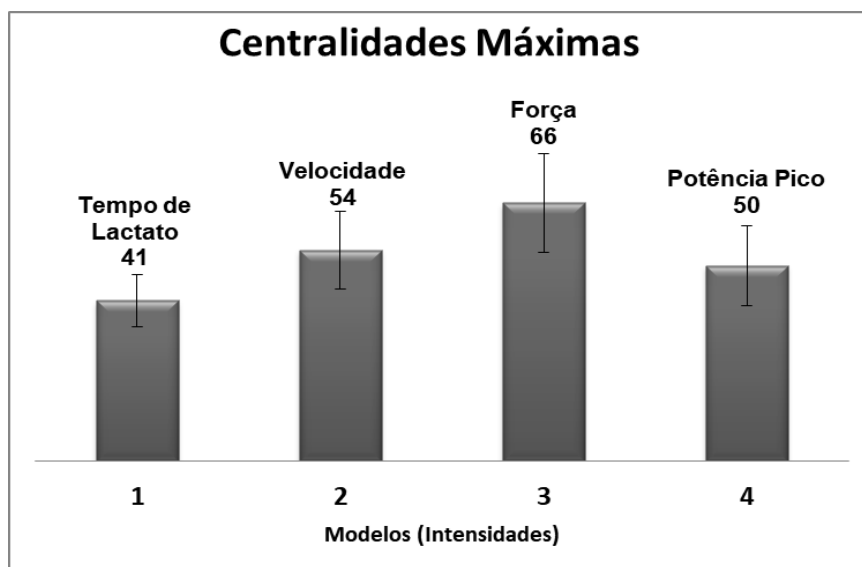


Figura 26. Máxima centralidade, que considera o fluxo de informação entre os nós; A centralidade foi maior no modelo 3, com a principal contribuição mecânica; no modelo 4, potência pico foi o mais influente. Graus máximos da rede (hubs): ele designa os principais nós afluentes, com o maior número de conexões; Autovalores máximos: o autovalor máximo de

uma rede que significa a força gravitacional exercida em cada nó na rede global. Autovalores mais elevados significam mais influência sobre outros sistemas do corporais. Um autovalor maior do que 1,0 significa que a rede é instável; Um autovalor de zero significa que o nó não tem influência. A centralidade compreende a quantidade de controle exercida pelas ligações sobre o fluxo de informação, expressa em termos de caminhos. Fonte: Elaboração própria.

2.4 DISCUSSÃO E CONCLUSÕES

A partir da concepção, desenvolvimento, construção e análise de cada modelo com base em cada resposta obtida por quatro cenários de intensidade de esforço distintos, foram elaboradas as métricas de rede e observou-se que as variáveis mecânicas, relacionadas ao desempenho dos sujeitos (velocidade, força e potência) mais comumente chamadas de *hubs*, são os mais influentes. Neste ponto de vista, as mudanças e variações nessas respostas mecânicas específicas têm maior influência sobre outros nós / parâmetros, uma vez que estão mais inter-relacionados e conectados com toda a rede. Comparando modelos e analisando intensidades inferiores, a velocidade teve a principal influência probabilística. Analisando intensidades mais altas, a força e a potência probabilisticamente tiveram as maiores influências em toda a rede.

Estes achados confirmam a aproximação com a realidade e a validade do modelo. Esses nós, subdivididos em mecânicos, podem ser ligados à fadiga muscular e são estudados por outros autores (VOLOSHIN *et al.*, 1998; FINSTERER, 2012; ROMER & POLKEY, 2008). Sabe-se que o processamento de informações periféricas ajuda a atingir alto nível de fadiga (ST CLAIR GIBSON, 2006). Quando foram calculados os autovalores e interpretados os resultados, pode-se observar que as variáveis que são direta ou indiretamente fisiológicas, i.e., analisando a tendência de convergência do modelo, há uma dependência de variáveis fisiológicas relacionadas (por exemplo, tempo de lactato), notadamente quando o esforço é menor. Ao analisar

um aumento na quantidade de esforço, observa-se que o tempo até a fadiga fica mais curto e a dependência é focada nos nós diretamente conectados ao principal responsável pela geração da força muscular.

Por causa dessas observações, pode-se afirmar que o tempo de alcance de lactato pico como outra variável fisiologicamente importante, devendo ser considerado na análise de fadiga. Um esforço menor por um longo tempo pode fazer com que o fluxo de informação entre os sistemas corporais passe por mudanças nas variáveis relacionadas ao tempo e ao deslocamento, principalmente a velocidade, que se reflete nos graus máximos e nos autovalores nos modelos 1 e 2. Além disso, o fluxo de informações entre as variáveis propostas parece passar por força e potência. Isso leva a apontar que a dependência das oscilações também está relacionada ao tempo e uma dependência evolutiva das variáveis mecânicas (força e potência) dos sistemas. Esta observação reforça a idéia de um sistema dinâmico complexo de interações que altera o comportamento da fadiga, não apenas a idéia de menos força, mais tempo até a fadiga (RAFFALT *et al.*, 2013) ou fadiga especificamente relacionada à estratégia adotada pelos indivíduos (THOMPSON, 2004).

Os modelos elaborados e apresentados baseiam-se na existência de correlações entre as variáveis escolhidas e mensuradas. As correlações foram utilizadas para quantificar as conexões entre os nós (variáveis). Correlações de valor baixo indicam baixa ou inexistente contribuição ou participação. Correlações altas indicam forte contribuição ou participação entre nós. Correlações foram apresentadas para vários modelos de rede para demonstrar a relevância da análise de rede. Essa abordagem é similar à abordagem de outras redes de análise (BASHAN *et al.*, 2012; ABBISS & LAURSEN, 2005; KOGELMAN *et al.*, 2014), em que a ênfase foi dada aos parâmetros de maior contribuição.

As explicações destas contribuições chave podem também ser relacionadas à física. A velocidade é uma medida que envolve deslocamento no tempo. Nos dois primeiros modelos, a velocidade está se destacando. Assim, o que importa mais em esforços menores e mais tempo é o deslocamento. Força envolve

massa e aceleração. No modelo 3, a força está se destacando. A aceleração envolve a variação da velocidade com o tempo. Quando os esforços começam a ser maiores, com a redução do tempo, a variação da velocidade é mais importante.

No modelo 4, a potência é o nó mais relevante. A potência é um resultado do trabalho sob o tempo. O trabalho é resultado da força e do deslocamento com o tempo. A força envolve a massa e a aceleração, que envolve a variação da velocidade (HALLIDAY *et al.*, 2003). Em outras palavras: $P = W / T$, onde P é potência, W é trabalho e T é tempo. $W = F.D$, onde F é força e D é deslocamento. Então, $P = (F.D) / T$. Mas, $F = m.a$, onde m é massa e a é aceleração. Então, $P = (m.a.D) / T$. $A = v / T$, onde v é a variação da velocidade e T é a variação do tempo. Portanto, $P = (m.v.D) / (T.T)$. Assim, tem-se $P = F.v$. Assim, a evolução do esforço (esforço cada vez maior e tempo cada vez menor) envolve mais variáveis mecânicas (potência como resultado da força e da velocidade). Nos primeiros modelos, a força e a velocidade transparecem sua importância individualmente e separadamente. Olhando para tudo isso, esses modelos mostram consistência, porque os fatos de Física podem ser confirmados pelas métricas de rede e outros trabalhos.

Considerando a aplicabilidade dos resultados na prescrição de treinamento, quando o objetivo é aumentar o desempenho em corridas longas, o foco deve ser o treinamento de indivíduos para melhorar a velocidade. É fato que distâncias de corrida de 3000 m são comumente realizadas em velocidades acima da capacidade aeróbia (SANTOS-CONCEJERO *et al.*, 2014). Dessa forma, os corredores especializados em tais distâncias devem praticar para melhorar a velocidade que poderiam tolerar em 7 a 10 minutos - durações de tempo semelhantes aos modelos 1 e 2. Além disso, os resultados da presente investigação indicam que com maior esforço e menor tempo, a força e a potência são os principais protagonistas. Assim, em distâncias de corrida que durariam de 2 a 4 minutos (800 m a 1500 m), os atletas devem concentrar seu treinamento em melhorar a força e a potência. Esta hipótese está de acordo com os estudos que ligam o treinamento resistido à melhora do desempenho em distâncias mais curtas (HAMILTON *et al.*, 2006). Tais variáveis e

suas relações, especialmente força e velocidade, também têm sido investigadas e demonstradas no exercício (JASKÓLSKA *et al.*, 1998; ANDRE *et al.*, 2013) e os resultados das métricas de rede reforçam tais resultados anteriores, incluindo a importância do estudo de parâmetros em uma gama de intensidades distintas. Todas estas interpretações e modelos propostos neste trabalho destacam um novo quadro para a análise da fisiologia do exercício. Essas descobertas apresentam relação lógica e ampliam as evidências das ciências do esporte até agora.

Pode-se ver que as mudanças acontecem de acordo com a intensidade do tempo e do esforço, mas em uma nova maneira de analisar e em uma gama rica de interpretações, com variáveis de contribuições maiores sobre intensidades de exercício variadas. Além disso, o tempo até a concentração de lactato pico no sangue (tempo de lactato) é importante e contribui positivamente para os modelos de fadiga. Vale destacar que ele foi obtido após esforço contínuo. Isso pode explicar o fato de nos modelos complexos as métricas não terem apontado para o Lactato como uma variável que se destacou nas interações. Na maioria dos casos, diferente do que foi realizado neste trabalho, o lactato sanguíneo é isoladamente analisado (ROBERGS *et al.*, 2004). Curiosamente, a abordagem de rede não mostrou o lactato sanguíneo como um fator-chave para a fadiga, provavelmente por ter sido mensurado em momentos pós esforço contínuo. Todavia, a exemplo de outros estudos (MACEDO *et al.*, 2009) chama atenção a variável de tempo para atingir o lactato pico e mostra-se que é um ponto convergente do sistema.

Estes modelos podem ser aplicados para analisar o desempenho em outros tipos de exercícios para melhor gerenciar o tempo de fadiga em atletas de diferentes esportes. As métricas de rede mostram sensibilidade no comportamento dos parâmetros ao longo de uma gama de intensidades. Esses achados estendem a análise da fadiga que considera causas específicas ou até mesmo não comunicação com vários sistemas corporais e revela a necessidade de construir modelos complexos que permitam o estudo de todo um ambiente de mudanças para entender os meios de ocorrência da exaustão. Escolhe-se não estudar uma pequena seção de

mudanças para obter as respostas para o que acontece em todo o corpo. Em vez disso, mostra-se a necessidade de melhor representar e compreender o contexto global de mudanças em que a fadiga ocorre.

Em resumo, os resultados sugeriram a análise de redes complexas para estudar diferentes intensidades de exercício. Além disso, os nós, as conexões e as métricas de rede mostram sensibilidade de acordo com a intensidade dos esforços, sendo a velocidade um fator chave para o exercício da manutenção nos modelos de intensidades 1 e 2 e força e potência nos modelos 3 e 4. Esse trabalho fornece confirmação das hipóteses de a partir da concepção, criação e elaboração de análise complexa pode-se obter conclusões sobre o tema de exaustão no exercício. Essa nova abordagem pode inspirar futuras pesquisas: sistemas corporais, mudanças representadas por parâmetros mensuráveis e respostas que podem mostrar uma rede complexa maior que melhor representa o que está acontecendo em todo o corpo durante muitos tipos de atividades em nossas vidas diárias.

CAPÍTULO 3: REDES COMPLEXAS NA ANÁLISE DE ATLETAS EM CORRIDAS LIVRE E ATADA EM PISTA DE ATLETISMO

As pesquisas científicas procuram se basear em perguntas interessantes e nas melhores maneiras de se obter soluções a questões ainda sem respostas definitivas na ciência. Esporte e exercício são um tópico de grande interesse tanto para amadores como para atletas. Mas qual seria a melhor maneira de analisar as performances em exercício e quais tipos de ferramentas podem auxiliar os cientistas e o público em geral nessa compreensão? A estatística e as pesquisas focadas em causa e efeito mostraram grandes avanços porém ainda existem questões sobre como tratar e inferir sobre os dados obtidos. Dessa forma, pensar no corpo humano sendo estudado como um sistema holístico complexo, cujos órgãos e tecidos tem uma constante troca de informações durante atividades, incluindo exercícios, poderia ser uma boa alternativa. A forma mais adequada seria analisá-lo matematicamente, através de modelagem de rede complexa, que prevê consideração do todo interagindo e sendo analisado.

A proposta do estudo deste capítulo é utilizar modelos complexos para analisar conjuntamente, de forma não segmentada, testes distintos e variáveis de atletas velocistas em pista de atletismo. Através de uma proposição complexa, incorporam-se modelos matemáticos e computacionais para analisar dados antropométricos, biomecânicos e interações fisiológicas em condições de corrida. Os testes de exercício associados a redes complexas e suas implicações matemáticas, possibilita identificar quais respostas podem ser críticas durante a execução do exercício, uma vez que para estes cenários escolhidos, não foram encontrados trabalho na literatura. A base fisiológica, variáveis aeróbias e biomecânicas, em conjunto, podem desempenhar um papel crucial na corrida. Treinadores e corredores podem focar a atenção especial para melhorar os resultados de variáveis específicas

que, atuando em conjunto, auxiliam no alcance dos objetivos de cada indivíduo. Além disso, esse tipo de análise pode inspirar estudos de outros cenários esportivos complexos.

3.1 INTRODUÇÃO

Matemática, exercício físico, redes complexas e fisiologia podem ser integradas para responder a questões tanto de pessoas comuns como de *experts* da ciência (NOAKES, 2012). A integração do *Sports Analytics* com redes complexas é chamada *Complex Sports Analytics*. Este novo campo auxilia cientistas na elaboração de modelos preditivos para melhores decisões, destacando a importância da análise complexa que vai além da análise estatística padrão (DAVENPORT, 2014). Como visto em detalhes em capítulos anteriores, uma rede complexa é uma representação matemática de variáveis mensuráveis como nós e suas interações como *links* (grafo) (LEWIS, 2009). Essa representação permite visualizar estruturas de rede complexas e tem se mostrado uma ferramenta promissora para modelos preditivos (BASHAN *et al.*, 2012). A abordagem complexa tem sido aplicada a uma variedade de pesquisas, tais como: interações inflamatórias em células (WHERRY & KURACHI, 2015); doenças humanas como mapas interconectados (BARABASI *et al.*, 2011) e até mesmo análise de cognição cerebral (PARK & FRISTON, 2013). No exercício físico, alguns estudos mostraram as vantagens da análise holística, da seguinte forma: biomarcadores metabólicos que auxiliam na visualização da exaustão (KASTELLORIZIOS & BURGESS, 2015); o papel da regulação central no recrutamento muscular (FROYD *et al.*, 2016); o efeito dos estressores sobre o exercício (LLOYD *et al.*, 2016); e o desempenho relacionado a função cerebral (VITOR-COSTA *et al.*, 2015).

Ao utilizar redes complexas, alguns trabalhos mostram suas vantagens para o processo de tomada de decisão tático-técnico por equipes (VAZ DE MELO *et*

al., 2008, PASSOS *et al.*, 2011, FEWELL *et al.*, 2012), além do recente trabalho sobre o exaustão na corrida atada detalhado no Capítulo 2 e publicado (PEREIRA *et al.*, 2015).

A corrida tornou-se um grande tópico para atletas e amadores, principalmente por causa de objetivos de melhoria de saúde ou de desempenho. O objetivo deste estudo é analisar estrategicamente o desempenho dos corredores considerando a base fisiológica e a biomecânica. A literatura não apresenta trabalhos utilizando modelos complexos e esportes na abordagem pretendida neste trabalho, apesar de haver grande preocupação com o papel dos parâmetros respiratórios na corrida (COTTIN *et al.*, 2007). O objetivo também é encontrar uma maneira distinta de analisar os dados, de maneira não isolada, mas inspirada em outros trabalhos que estudam metabólitos no exercício (LEE *et al.*, 2011) aliada às redes complexas como uma ferramenta de compreensão dos dados e suas implicações.

No exercício supramáximo (ASTORINO & WHITE, 2010), deve-se considerar não apenas um tipo de teste, mas uma combinação de dados de alguns tipos de exercícios, uma vez que o desempenho envolve fatores que vão além dos fisiológicos. Neste trabalho, um conjunto de resultados de diferentes exercícios foi coletado e analisado, tanto em: i) corrida livre em pista de atletismo, representando um cenário similar de competição de atletas; ii) corrida atada, refletindo o cenário de treinamento de atletas profissionais (HARRISON & BOURKE, 2009, CLARK *et al.*, 2010, ALCARAZ *et al.*, 2014). Foram analisados parâmetros clássicos aeróbios e anaeróbios (DEKERLE *et al.*, 2003, KEIR *et al.*, 2016, MIDGLEY *et al.*, 2008), em exercício de alta intensidade, com quantificações precisas de parâmetros provenientes de mais de um teste. Esta abordagem é aspecto fundamental para entendimento do desempenho esportivo e otimização da preparação física (GASTIN, 1994, GREEN, 1994). Velocistas profissionais foram selecionados. Tais atletas tiveram desempenhos próximos aos recordes mundiais em ~90%, e foram submetidos a diferentes testes de corrida (vide Tabela 5).

Cada teste gerou resultados mensuráveis, que foram submetidos à análise complexa em dois modelos: corrida livre e atada. Os parâmetros analisados incluem: biomecânica e variáveis fisiológicas (testes de tempo limite - exaustivo); teste Anaeróbio (MAOD – Máximo Déficit de Oxigênio Acumulado) e dados aeróbios de testes incrementais. Estes foram combinados com dados antropométricos para a compreensão de quais variáveis fisiológicas, antropométricas e biomecânicas interagem no desempenho quando estudadas em conjunto. Mostram-se então através dos modelos complexos novas formas de interpretação e compreensão do significado dos resultados dos parâmetros do exercício no desempenho. Esta abordagem idealizada integra um número considerável de variáveis em um contexto global e utiliza análises e conceitos atuais presentes em técnicas modernas de estudo dos esportes, denominada *Sports Analytics*.

3.2 MATERIAIS E MÉTODOS

3.2.1 CARACTERIZAÇÃO DOS ATLETAS

Foram selecionados dez velocistas profissionais do sexo masculino, dos quais foi obtido o consentimento verbal e escrito. O formulário de consentimento livre e esclarecido foi assinado pelos participantes e contém informações sobre procedimentos, participação voluntária, consentimento para o uso de dados e informações para novas publicações científicas e certifica a não utilização de substâncias ilegais. Este estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Estadual de São Paulo, Instituto de Biociências (protocolo nº 3527.05062009), de acordo com a Declaração de Helsinque. Todos os testes foram realizados de acordo com as diretrizes e regulamentos vigentes.

Os participantes foram instruídos a manter uma dieta leve e bons hábitos de hidratação, a realizar a última refeição entre duas a três horas antes do teste e não

consumir bebidas contendo álcool pelo menos 24 horas antes de cada teste. Além disso, eles não praticaram exercícios extenuantes ou fizeram uso de medicamentos durante o período experimental. Dois indivíduos selecionados tiveram que ser excluídos da amostra por não atenderem aos critérios de pesquisa: tinham lesões sob tratamento, ou utilizaram medicamentos ou não puderam realizar os testes de maneira satisfatória. Em seguida, foram selecionados oito indivíduos (idade média, massa, altura e porcentagem de gordura de 21 ± 3 anos, $71,49 \pm 5,99$ kg, $179,8 \pm 6,15$ cm, $4,9 \pm 1,27\%$, respectivamente) que preencheram todos os critérios da pesquisa, sendo velocistas competidores de provas profissionais.

Todos os participantes realizaram testes em condições de corrida livre e atada. Os atletas foram cuidadosamente selecionados. Eles representam o comportamento de desempenho dos atletas de elite do atletismo, uma vez que comparados com outros atletas da mesma disciplina, mostraram relação média entre registros pessoais e mundiais de 90,92% de semelhança, como mostrado na Tabela 5.

Tabela 5. Atletas avaliados na pesquisa (identificados por número para proteção da identidade), Disciplina, Recorde Pessoal, Recorde em competições oficiais (R Pessoal), Recorde Mundial Atual (World R), relação entre Recorde Pessoal e Mundial (%WR), nome do atual recordista mundial (Atleta Atual WR), ocasião e local da competição (Competição).

Atleta	Disciplina	R	World	%WR	Atleta Atual WR [#]	Competição [#]
		Pessoal*	R*			
		(s)	(s)			
1	Men's 400 meters	48.05	43.03	89.55%	Wayde Van Niekerk	Rio 2016
2	Men's 400 meters	46.22	43.03	93.10%	Wayde Van Niekerk	Rio 2016
3	Men's 400 meters	46.64	43.03	92.26%	Wayde Van Niekerk	Rio 2016
4	Men's 100 meters	10.50	9.58	91.24%	Usain Bolt	Berlin 2009
5	Men's 100 meters	10.40	9.58	92.12%	Usain Bolt	Berlin 2009
6	Men's 100 meters	10.84	9.58	88.38%	Usain Bolt	Berlin 2009
7	Men's 400 meters hurdles	51.75	46.78	90.40%	Kevin Young	Barcelona 1992
8	Men's 110 meters hurdles	14.17	12.80	90.33%	Aries Merritt	Bruxelles 2012
Média Atletas %WR:		90.92%				

*R Pessoal Recordes pessoais em competições oficiais (segundos). Fonte: <http://www.cbaf.org.br/resultados> <http://www.all-athletics.com/pt>

[#]World Records para cada categoria e competição, disponível em: <http://www.alltime-athletics.com/> <https://www.iaaf.org/records/by-category/world-records> <http://www.sports-reference.com/>

Assim, com esses atletas, a intenção foi representar os corredores de elite do atletismo, que apresentam performances de alto nível em competições. Devido ao grande número de variáveis e ao fato de a análise ser feita fora do ambiente laboratorial em pista de atletismo, a tarefa foi desafiadora. Demandou tempo, custos e capacidade de todos os pesquisadores para capturar dados, mesmo antes de todas as análises complexas, tais como: lactato em amostras de sangue, parâmetros respiratórios, velocidade, força, potência, etc.

Em um primeiro momento, os atletas foram submetidos à avaliação antropométrica para determinação da massa corporal e estatura utilizando balança digital e fita métrica. Também foram estimadas as porcentagens de gordura corporal, através do protocolo desenvolvido por Jackson e Pollock (1978) utilizando dobras cutâneas.

3.2.2 TESTES DE TEMPO LIMITE - EXAUSTIVO

Foram realizadas seis sessões experimentais com intervalo de 48-72 horas em pista de atletismo sintética de 400 m. As sessões consistiram em um teste incremental e dois episódios supramáximos (110% e 120% da $P vVO_{2max}$) para corrida livre e atada, sendo todas até o alcance da exaustão. Os testes foram realizados na mesma ocasião, sob a luz do dia, para cada sujeito, com temperatura variando entre 25°C e 32°C. O VO_2 , a produção de dióxido de carbono (VCO_2) e a ventilação foram monitorados através de um analisador de gases portátil calibrado (K4b2, Cosmed, Roma, Itália) e as calibrações foram realizadas de acordo com as recomendações do fabricante. Além disso, a frequência cardíaca (FC) foi medida durante os esforços utilizando a correia transmissora (T61 Polar Electro, Kempele, Finlândia).

Os dados dos parâmetros acima foram transferidos continuamente por meio de *software* específico para a telemetria (K4b2 *Data Management Software*, versão 9.1b, Cosmed, Roma, Itália) e posteriormente analisados no *Excel* (Microsoft Office

Excel 2007 para Windows, Microsoft, EUA) utilizando médias móveis de 15 respirações sucessivas (ROBERGS *et al.*, 2010). Amostras de sangue de 25 μL foram coletadas do lóbulo da orelha dos voluntários em tubos capilares heparinizados nos minutos 1, 3, 5, 7 e 9 após o teste e transferidas para tubos de plástico contendo 400 μL de solução de ácido tricloroacético a 4%, sendo armazenados em container refrigerado, para posterior análise de lactato adicional no leitor de microplacas (ASYS Expert Plus UV, Biochrom, Reino Unido), através do método enzimático. O lactato pico foi considerado para a análise nos modelos. Tanto na corrida livre como na atada, para a construção dos modelos e análises, foram consideradas as seguintes variáveis: Velocidade (Km/h), Lactato_{Pico} (mmol/L), $\text{VO}_{2\text{Pico}}$ (mL/min), $\text{VO}_{2\text{Médio}}$ (mL/min), Frequência Cardíaca (FC) (bpm), $R_{\text{Médio}}$, R_{Pico} , $\text{VCO}_{2\text{Médio}}$ (mL/min), $\text{VCO}_{2\text{Pico}}$ (mL/min). Em corrida atada, também foram incluídos: Potência (W), Força (N), Trabalho (J), Frequência de Passos (s^{-1}) e Comprimento de Passos (m).

Depois de terem sido equipados e monitorados durante 5 minutos em repouso para obter medições de linha de base, os voluntários realizaram aquecimento consistindo de 800 m de *jogging* (2 voltas na pista), seguido de 5 minutos de alongamento. O instrumento utilizado em corrida atada foi desenvolvido pelo grupo de pesquisa (SOUSA *et al.*, 2015) e adaptado de trabalhos anteriores (LIMA *et al.*, 2011). Ele consiste em um chassis de metal tricíclico com eixo vertical alocado na sua porção frontal, pneus de borracha e sistema de freio mecânico, acionamento ajustável, rodas traseiras dianteiras equipadas com sensor magnético (55110, Hamlin, EUA) e célula de carga (CSL / ZL-250, MK, Brasil), unidos ao eixo dianteiro, o que permite ajustar a altura. Uma cesta soldada para o centro do chassi continha um sistema de aquisição de sinal composto por: amplificador DC universal (Gould, EUA), condicionador de sinal (USB-6008, National Instruments, EUA) e sistema de *notebook*, alimentado por uma bateria de 42V anexada ao posterior - região inferior do chassi. A Figura 27 mostra um atleta em corrida atada e livre.



Figura 27 *Atleta atado ao aparato móvel, no momento da corrida atada (acima) e posteriormente em teste de corrida livre (abaixo) em pista de atletismo. Fonte: Adaptado de Ribeiro, 2013.*

Para o teste de corrida atada, os corredores foram atados pela cintura ao aparelho por meio de uma correia de *nylon*, que foi anexada à célula de carga usando um cabo de aço de 1,5 m. Nesta condição, foram impostas resistências equivalentes a 4% da massa corporal individual aos atletas. Os sinais das células de carga foram amplificados e obtidos em frequência de 1000 Hz no *LabVIEW* (*LabView Signal Express* 2009, *National Instruments*, EUA) e posteriormente analisados através de rotinas específicas em *MatLab* (*MatLab*, R2008a, *The MathWorks*, EUA).

3.2.3 TESTES INCREMENTAIS DE POTÊNCIA AERÓBIA E DETERMINAÇÃO DA CAPACIDADE

Testes incrementais foram realizados nas duas condições de corrida (livre e atada) e foram base para definir as intensidades e variáveis de exercício aqui analisadas. Os atletas foram devidamente equipados e monitorados durante cinco minutos no repouso e em posição normal (em pé) para possibilitar aquisição de medidas basais. Logo após essas mensurações, os voluntários iniciaram um processo de aquecimento. O aquecimento similar ao do teste exaustivo: consistiu de um trote de 800 m (2 voltas na pista) seguido de cinco minutos de alongamentos.

Após esses procedimentos, os testes incrementais começaram. Os voluntários iniciaram uma corrida a 9 km/h. A cada 2 minutos, a velocidade foi aumentada de 1 km/h. Esse processo se repetiu até o esvaziamento volitivo ou o atleta não suportar a velocidade predeterminada, indicado por não atingir duas marcas sucessivas nos intervalos requeridos, apesar do estímulo verbal intenso. A partir deste teste, determinou-se para as corridas: $P_{vVO_{2Pico}}$ (km / h), $P_{VO_{2Pico}}$ (mL/min), Capacidade aeróbia (km/h), C_{VO_2} (mL/min) e $\%VO_{2Pico}$. A capacidade aeróbia foi determinada pela análise do aumento de equivalentes de ventilação de O_2 e CO_2 ao longo das intensidades de exercício (RAUSCH *et al.*, 1991).

Embora a ordem de teste tenha sido necessariamente atendida em cada condição, os voluntários foram testados aleatoriamente. Em todos os momentos, a velocidade foi controlada por sinais de som, com o objetivo de orientar os atletas a passar por marcas colocadas a cada 50 m na pista.

3.2.4 MAOD - TESTE DE CAPACIDADE ANAERÓBIA

Foram realizadas corridas supramáximas para determinar os parâmetros necessários para calcular o Máximo Déficit de Oxigênio Acumulado (MAOD), um teste de capacidade anaeróbia. Para o aquecimento, antes destes, os voluntários realizaram duas corridas curtas (5-8s) para adaptação a velocidade que deveria ser praticada.

A velocidade alcançada por cada atleta foi equivalente a 120% e 110% da $P_{vVO_{2Pico}}$, aferido no teste incremental, durante a corrida livre e atada, respectivamente. Também foi computada a demanda total de oxigênio para as provas exaustivas. Tal medida consistiu no produto da demanda de O_2 predeterminada pela duração do exercício ao segundo mais próximo. Vale ressaltar que os mesmos critérios de exaustão e estimulação verbal utilizados nos testes incrementais foram também aplicados nesse teste. O MAOD foi então calculado em valores relativos à massa corporal (mlO_2/kg) como a diferença entre a demanda total de O_2 e consumo acumulado de oxigênio no esforço, obtido pela área sob a curva do VO_2 em função do tempo. Os valores de pico das respostas fisiológicas alcançadas nessas avaliações também foram medidos para fins comparativos. Para os modelos complexos, utilizam-se o parâmetro MAOD (mL) deste teste. A análise estatística foi realizada através do software Microsoft Office Excel 2007 (Microsoft, EUA) e Statistica 7.0 (STATSOFT, EUA).

3.2.5 MODELOS DE REDES COMPLEXAS

Escolhe-se construir dois modelos de redes complexas para entender os cenários de desempenho durante a corrida livre e atada. As seguintes variáveis foram definidas para ambos os modelos: Testes de tempo limite - exaustivo: Velocidade (Km/h), $Lactato_{Pico}$ (mmol/L), VO_{2Pico} (mL/min), $VO_{2Médio}$ (mL/min), Frequência Cardíaca (FC) (bpm), $R_{Médio}$, R_{Pico} , $VCO_{2Médio}$ (mL/min), VCO_{2Pico} (mL/min).

MAOD – Teste de Capacidade Anaeróbia MAOD (mL); Testes Incrementais: Teste Potência Aeróbia: $P \cdot vVO_{2Pico}$ (km/h), $P \cdot VO_{2Pico}$ (mL/min); Teste Capacidade Aeróbia: Capacidade Aeróbia (km/h), $C \cdot VO_2$ (mL/min), $C \cdot \%VO_{2Pico}$; Dados Antropométricos: %Massa Magra e IMC (kg/m²).

Em corrida atada, no teste exaustivo, também foram incluídos: Potência (W), Força (N), Trabalho (J), Frequência de Passos (s⁻¹) e Comprimento de Passos (m). As variáveis são representações de diferentes níveis de mudanças no exercício: aeróbio, anaeróbio, fisiológico, biomecânica e variações antropométricas.

A exemplo da metodologia anterior de construção de redes (PEREIRA *et al.*, 2015) e para análise comparativa, adaptou-se um algoritmo em linguagem Java, IDE Eclipse, versão Kepler, para cálculo e análise de correlações de Pearson entre as variáveis acima relacionadas. Os resultados das correlações Pearson de retorno (c) foram analisados por outra rotina elaborada, que os classificou por fraca ($-0,3 < c < 0,3$), moderada ($-0,7 < c \leq 0,3$ ou $0,3 = c < 0,7$) ou alta ($c \leq -0,7$ ou $c \geq 0,7$). No aplicativo de console no Eclipse, uma função criada retorna o tipo de teste de execução (Livre ou Atado), as 2 variáveis comparadas pela correlação (Ex. Velocidade x Lactato), o valor final de correlação, em precisão *double* (Ex 0,877820878967058).

Além disso, são apresentadas as classificações dessa correlação (Ex. Alta). Uma correlação alta ou moderada foi selecionada para incluir um *link* entre as variáveis que foram convertidas em nós para criar as redes. Especificamente, porque a teoria e a prática mostram que correlações baixas significam pouca ou nenhuma influência, estas não puderam ser transformadas em *links*.

A preocupação em construir um grafo significativo levou a utilização de resultados de correlações altas e moderadas. As dezoito variáveis mensuradas e calculadas passaram a ser dezoito nós na rede de corrida livre, com mais de 100 correlações totais calculadas. Vinte e três variáveis se tornaram 23 nós na rede de corrida atada, com mais de 200 correlações. Cada nó e *link* foram adicionados a outro programa Java, que mostrou a interface de rede. Os nós foram criados e inseridos,

então os *links* foram adicionados de acordo com o resultado da correlação e ponderados pelo mesmo valor encontrado (Ex. O nó Velocidade foi conectado ao Lactato através de um *link* com valor de 87% de influência, resultado da correlação).

Na Figura 28 observam-se as matrizes de dispersão para os dados do modelo de corrida livre, e na Figura 29 para os dados da corrida atada.

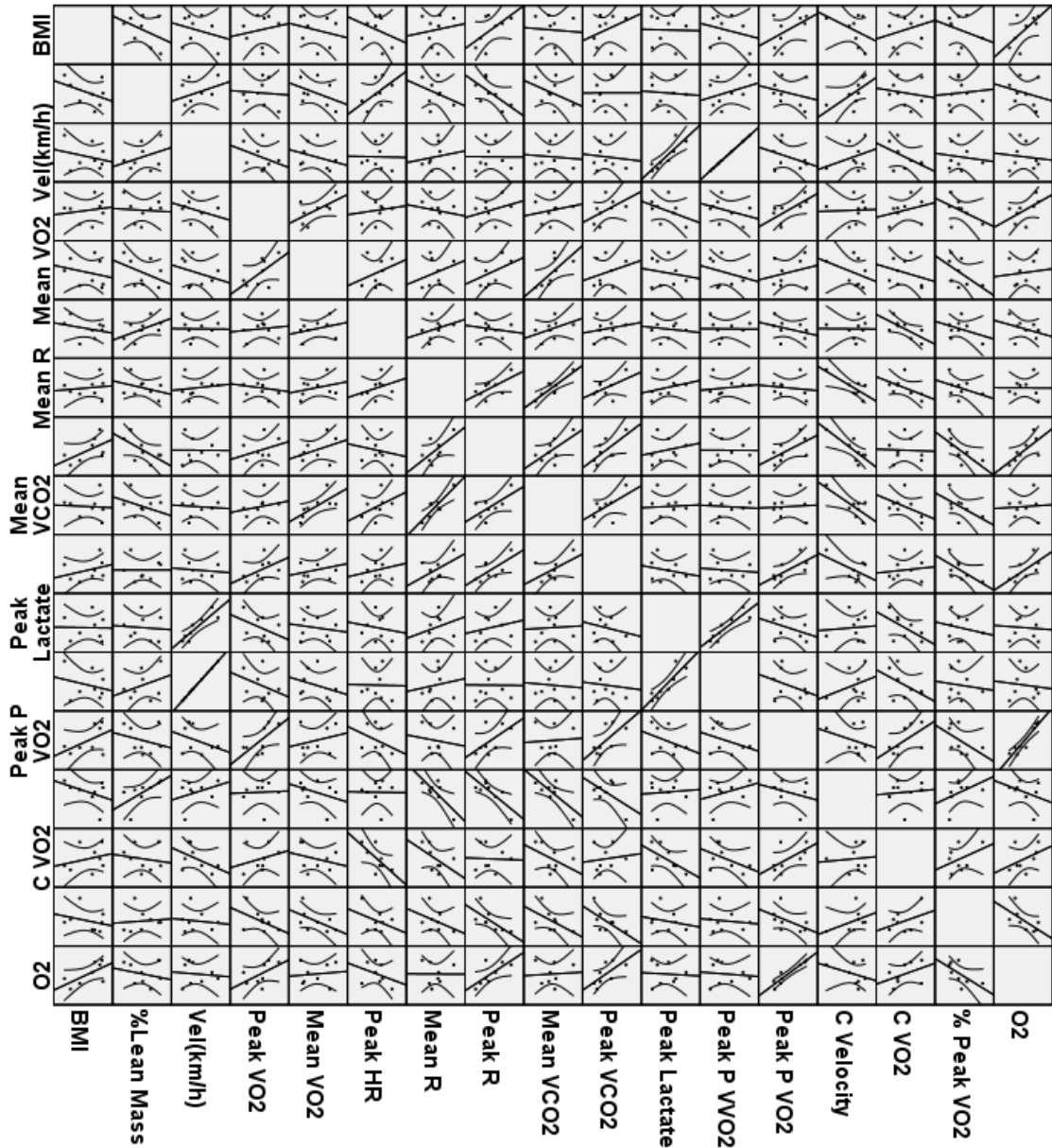


Figura 28 Resultados das correlações para modelo de corrida livre. Também se exibem os valores dos intervalos de confiança (curvas) utilizando 95% de confiança. Fonte: Elaboração própria.

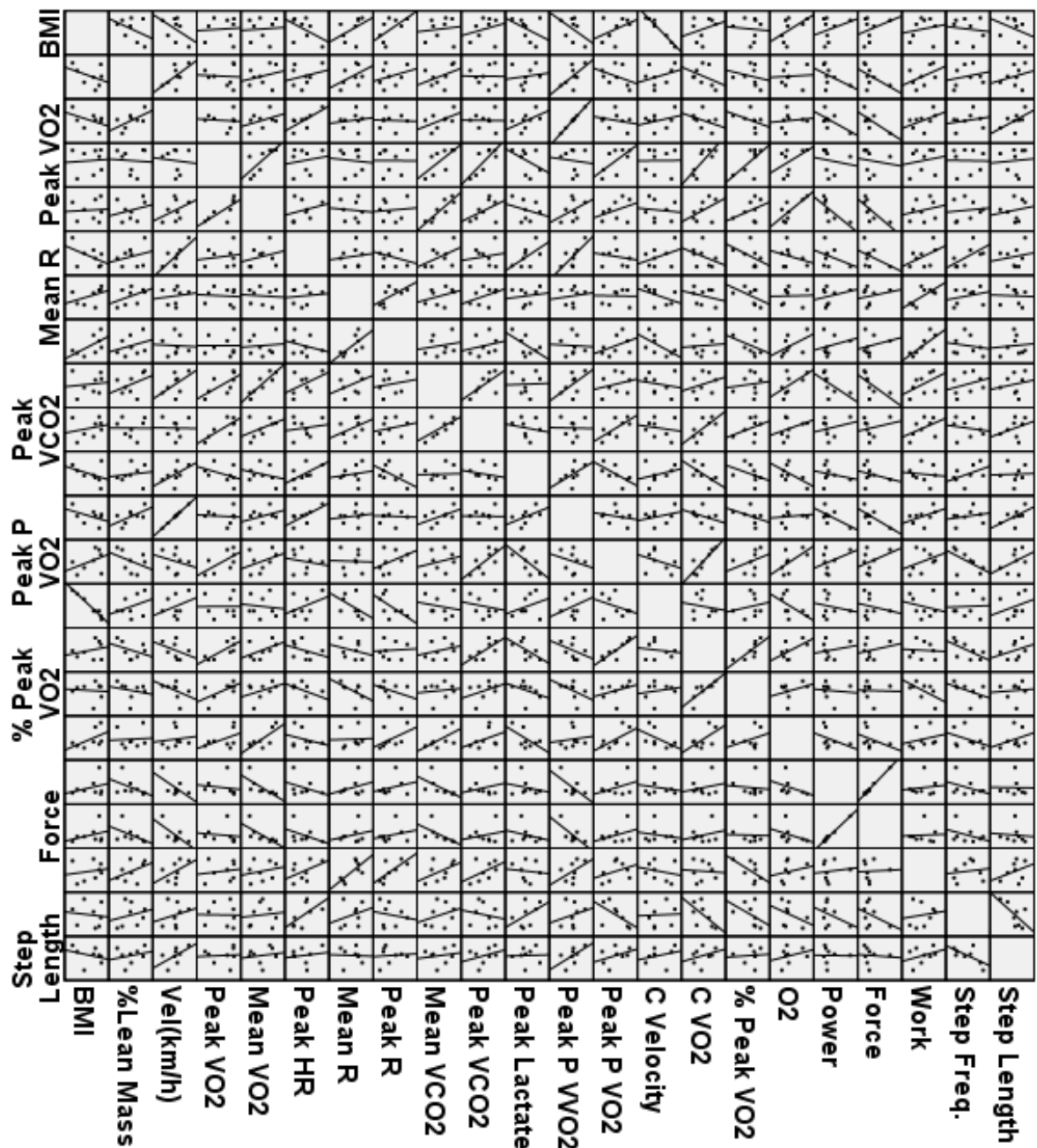


Figura 29 Resultados das correlações para modelo de corrida atada. O comportamento geral predominante é que os dados se organizam de maneira mais próxima a regressão indicada nas retas de cada gráfico. Fonte: Elaboração própria.

A influência na rede é mútua, em ambas as direções dos nós. Após a construção de duas redes, realizam-se simulações para métricas de rede: grau,

autovalor e centralidade. Para o autovalor, foi construída uma função com o algoritmo *Power Method* (MEYN, 2008). Todas essas medidas foram exibidas na tela uma vez que a interface foi construída.

Para o grau, desenvolve-se outra função para calcular e mostrar o número de *links* de cada nó da rede. Executam-se isso várias vezes e verificam-se todos os valores de acordo com o tamanho da rede. Cada rede é corrigida e modelada por correlações e variáveis. Cada rede não muda. Eles são os modelos criados. De cada modelo, considerando que ele pode ser representado por uma matriz de transformação, calculam-se os autovalores e vetores próprios associados a esta matriz, que indicou onde os sistemas podem convergir. Isso faz parte da Teoria da Estabilidade Matemática (MEYN, 2008), que ajuda a capturar a dinâmica essencial das redes e esclarecer as análises.

Então, o calcula-se do grau de cada nó, destacando o nó do *hub* como aquele com maior número de conexões (análise de grau). Além disso, programa-se o cálculo dos autovalores e a centralidade das redes, destacando os valores máximos de cada um. Tais métricas foram cruciais para a compreensão do papel dos nós em cada rede complexa e aqui o objetivo foi entender os papéis dos nós no desempenho, como mostrado nos resultados das análises.

3.3 RESULTADOS E ANÁLISES

A Figura 30 mostra todas as variáveis analisadas e mensuradas durante a corrida livre. Para este tipo de corrida, foram calculados os seguintes parâmetros, divididos por tipo de teste realizado:

i) Teste de tempo limite - exaustivo: Velocidade média (Km/h): velocidade média desenvolvida pelos indivíduos em quilômetros por hora; Pico de lactato (mmol/L): imediatamente após o alcance da exaustão, a concentração pico de lactato para cada indivíduo foi medida a partir de amostras de sangue em intervalos

de tempo distintos; $\text{VO}_{2\text{médio}}$ e VCO_2 ; $\text{VO}_{2\text{pico}}$ e VCO_2 (mL/min): o VO_2 foi calculado para revelar o consumo de oxigênio e o VCO_2 para a produção de CO_2 durante o exercício; os valores médios e picos de cada um foram então registrados; Frequência cardíaca (bpm): a frequência cardíaca foi medida em tempo real ao longo da duração do teste, os valores pico foram então verificados; $R_{\text{médio}}$ e R_{pico} : O coeficiente respiratório (R) foi definido pela relação de consumo entre VCO_2 e VO_2 ;

ii) MAOD - Teste de capacidade anaeróbia: este valor foi calculado para refletir o Máximo Déficit de Oxigênio Acumulado (MAOD) (MEDBO *et al.*, 1988, MEDBO & BURGERS, 1990, MEDBO & TABATA, 1989) em mililitros para avaliação do metabolismo anaeróbio e contribuição energética durante o exercício;

iii) Testes incrementais para determinar a potência aeróbia e os parâmetros e dados de capacidade aeróbia: Dados de energia aeróbia: $P \text{VO}_{2\text{pico}}$ (mL/min) e $P v\text{VO}_{2\text{pico}}$ (km/h): consumo pico de oxigênio e sua velocidade associada; Dados de capacidade aeróbia: a capacidade aeróbia (km/h) é a velocidade média desenvolvida durante o teste incremental; $C \text{VO}_2$ (mL/min) e $\% C \text{VO}_{2\text{pico}}$: consumo de oxigênio e sua porcentagem pico correspondente;

iv) Dados antropométricos: % Massa Magra: medida de acordo com a avaliação da massa corporal e da adiposidade; Índice de massa corporal (IMC - kg/m^2): massa total dividida pela altura elevada ao quadrado.

A Figura 31 mostra as variáveis analisadas durante a corrida atada, também mensuradas em cada um dos testes descritos na corrida livre. Todavia, no teste de tempo limite para a corrida atada, através do instrumento de resistência, também foi possível analisar: Potência (W), Força (N) e Trabalho (J): valores médios foram calculados para cada indivíduo; Frequência (s^{-1}) e Comprimento dos Passos (m): frequência e tamanho do passo médio de cada atleta.

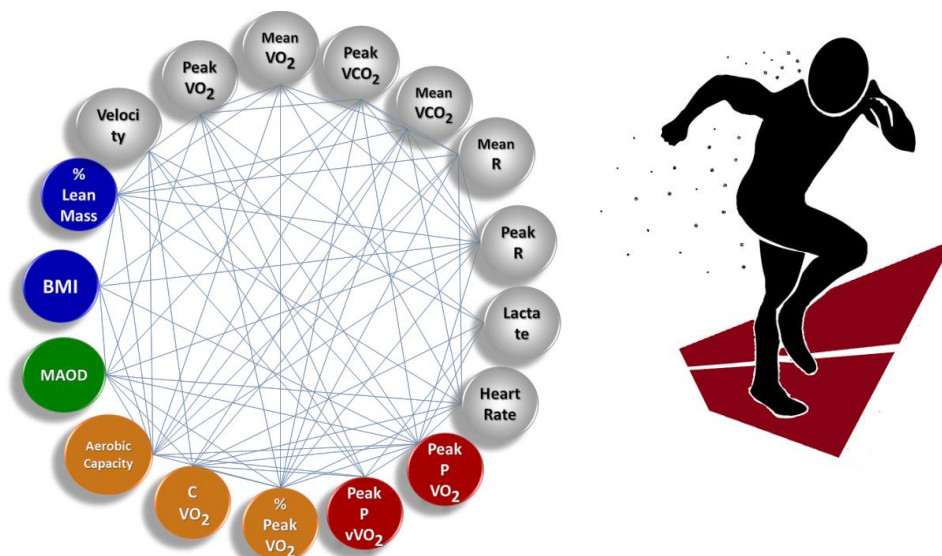


Figura 30 Modelo de rede complexa para corrida livre. Todos os 17 nós na rede complexa foram mensurados e calculados para cada indivíduo. Aos links foram atribuídos pesos correspondentes ao coeficiente de correlação entre pares de nós. Os nós representam dados: antropométricos (azul); do teste de tempo limite - exaustivo (cinza); MAOD - dados de capacidade anaeróbia (verde); Testes incrementais - dados de capacidade aeróbia (laranja) e dados de potência aeróbia (vermelho). Fonte: Elaboração própria.

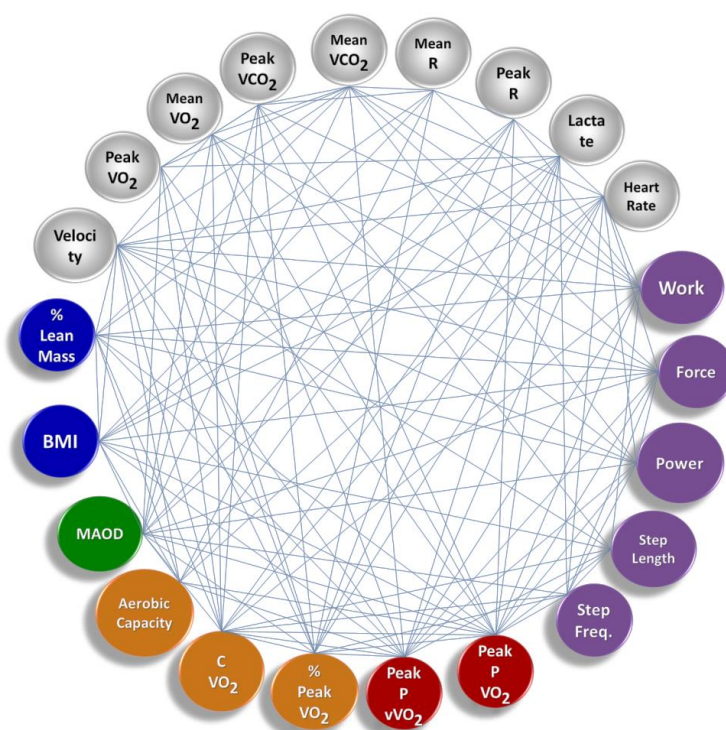


Figura 31 Modelo complexo para corrida atada. São os mesmos nós da corrida livre com adição dos nós que representam as variáveis obtidas pelo instrumento de imposição de resistência: como os indivíduos correram atados, durante o teste de tempo limite – exaustivo, tem-se resultados representando variáveis biomecânicas (roxo) e 22 nós no total. Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 6 mostra os resultados estatísticos de cada parâmetro mensurado e calculado em ambos os tipos de testes de corrida em pista de atletismo. Cada parâmetro foi então definido como um nó em ambos os modelos de rede.

Tabela 6 Parâmetros utilizados como nós e seus valores de primeiro quartil, mediana e de terceiro quartil em cada modelo, em corrida livre e atada. São mostrados os dados mensurados diretamente dos testes principais de tempo limite - exaustivo, de testes incrementais - dados de potência e capacidade aeróbia - e do MAOD - dados de capacidade anaeróbia. Fonte: Elaboração própria.

Dados	Variável	Corridas					
		Livre			Atada		
		Q1	Mediana	Q3	Q1	Mediana	Q3
Teste de Tempo Limite - Exaustivo	Velocidade (Km/h)	19,2	19,6	20,8	15,6	15,8	16,0
	Lactato (mmol/L)	9,7	10,7	11,9	9,1	9,6	10,8
	VO ₂ Pico (mL/min)	3372,5	3499,5	3550,9	3350,2	3610,5	3685,6
	VO ₂ Médio (mL/min)	2889,1	3018,6	3239,4	2989,7	3124,1	3272,1
	FC (bpm)	187,5	190,5	193,2	172,7	182,0	185,7
	R _{Médio}	1,1	1,1	1,2	1,2	1,2	1,2
	R _{Pico}	1,4	1,4	1,5	1,4	1,4	1,5
	VCO ₂ Médio (mL/min)	3528,2	3714,6	3818,0	3777,6	3930,2	4059,5
	VCO ₂ Pico (mL/min)	4826,0	4939,6	5192,9	5003,5	5305,1	5494,2
	Tempo Limite (min)	2,3	2,7	2,9	3,0	3,4	3,8
Antropométricos	%Massa Magra	94,1	95,0	96,0	94,1	95,0	96,0
	IMC (kg/m ²)	20,8	22,7	23,5	20,8	22,7	23,5
Teste Potência Aeróbia	P vVO ₂ Pico (km/h)	16,0	16,3	17,3	14,1	14,3	14,5
	P VO ₂ Pico (mL/min)	3284,1	3337,9	3818,8	3379,0	3560,7	3738,0
Teste de Capacidade Aeróbia	Capacidade Aeróbia (km/h)	12,4	12,6	12,7	10,9	11,0	11,6
	C VO ₂ (mL/min)	2624,0	2715,6	2955,1	2656,4	2849,6	3099,5
	% VO ₂ Pico	74,5	78,9	81,5	80,4	82,6	82,9
Teste de Capacidade Anaeróbia	MAOD (mL)	2699,3	3482,5	4866,7	3148,7	3425,3	4052,5

A Tabela 7 mostra as variáveis que foram medidas durante a corrida atada, graças a um sistema de imposição de resistência aos indivíduos, que

executaram o mesmo movimento de marcha devido às suas rodas que suportavam os pesos para a corrida ser executada.

Tabela 7 *Parâmetros utilizados como nós extras durante a corrida atada, valores médios, desvios padrão, valores de primeiro quartil, media e valores do terceiro quartil são mostrados abaixo. Fonte: Elaboração própria.*

	Potência (W)	Força (N)	Trabalho (J)	Freq. Passos (s ⁻¹)	Comprimento Passos (m)
Mean	111,8	25,1	22178,0	2,9	1,5
SD	28,2	6,7	3058,3	0,1	0,1
Q1	96,8	21,6	19756,2	2,8	1,5
Median	101,0	23,0	22137,6	2,9	1,6
Q3	111,2	24,9	24766,3	2,9	1,6

Uma vez que os valores e os parâmetros foram calculados e analisados, opta-se pela construção de uma rede complexa para cada cenário de desempenho. Cada rede é um grafo $G = \{N, L, f\}$, onde $N = \{n_1, n_2, \dots, n_k\}$ nós; $L = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$ links, a função de mapeamento é $f: N \times N$. A matriz de conexões C é expressa por f e define a topologia da rede.

Cada nó é um parâmetro mensurável. A influência e seu peso são representadas pelo *link*.: nós X está conectado ao nó Y se X possui uma influência em Y , representada por $X \rightarrow Y$. A influência de um nó X em um nó Y é o resultado do coeficiente de correlação calculado de no link $X \rightarrow Y$. Correlações foram normalizadas pela divisão destas pelo maior valor de correlação máxima sobre todos os links presentes no grafo/rede. A matriz de conexões é definida como C : matriz $N \times N$ de m links conectando nós: C_{ij} = resultado da correlação calculado entre dois parâmetros medidos (nós). C é simétrico quando os links forem bidirectionais, e. g. $i \leftrightarrow j$. Então, $C_{ij} = C_{ji}$. Se C é não singular, seu autovetor $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ onde v_i são autovalores correspondentes aos nós n_i . A solução para $[C - VI$

$] = 0$, onde I é a matriz identidade, produz os autovalores V . O grau de um nó é a contagem de seu número de *links* de conexão. Para o autovalor, foi construída uma função *Power Method* (RAY, 2016, LEWIS, 2009) em algoritmo; O pseudo-código é:

$$\begin{array}{l}
 \text{Choose a random vector } q^{(0)} \in R^n \\
 \text{for } k = 1, 2, \dots \text{ while } \|q^{(k-1)} - q^{(k-2)}\| > \epsilon \\
 \quad z^{(k)} = Aq^{(k-1)} \\
 \quad q^{(k)} = z^{(k)} / \|z^{(k)}\| \\
 \quad \lambda^{(k)} = [q^{(k)}]^T Aq^{(k)} \\
 \text{end}
 \end{array} \tag{4}$$

Todas essas medidas foram exibidas na interface criada. A centralidade do nó X é o número de caminhos menores que passam por um nó X , contando todos os caminhos de todos os nós para todos os outros nós. A presença de *links* ponderados por correlação representa influências moderadas ou altas entre nós. A bidirecionalidade significa influências possíveis em ambas às direções (um nó pode afetar ou ser afetado por outro nó).

A não linearidade não é representada pela idéia de correlação na composição de *links*, mas a estrutura de rede final e as métricas de rede que são utilizadas para procurar respostas científicas para o desempenho durante o exercício. A escolha da bidirecionalidade para *links* foi feita porque não se pode restringir a influencia de um nó em outro em uma única direção ou sentido.

O vetor de influências $S_{(0)}$ inicialmente é definido como o estado inicial do nó N . Logo, o próximo estado $S_{(1)} = C \times S_{(0)}$, $S_{(2)} = C \times C \times S_{(0)} = C^2 \times S_{(0)}$, etc. Portanto, $S_{(t)} = C^t \times S_{(0)}$. Mas, uma vez que VI pode ser substituído por C , pois $[C - VI] = 0$; $S_{(t)} = [VI]^t \times S_{(0)}$. Então, o estado do nó i , representado por s_i , é assintótico a $s_i = v_i^t \times s_{i(0)}$. Evidentemente, s_i se aproxima do infinito se $v_i > 1$, e se aproxima de zero

se $v_i < 1$. Logo, v_i é a medida da influência de n_i em, ou a importância para a rede (LEWIS, 2009, PEREIRA *et al.*, 2015).

Sobre o estado dos sistemas e as variáveis, existem dois pontos distintos. Cada rede é fixada e modelada por correlações e variáveis. Cada rede não muda. Elas são os modelos que foram criados.

A partir de cada modelo, considerando que pode ser representado por uma matriz de transformação, calculam-se os autovalores e os vetores próprios associados a esta matriz, que indicou onde os sistemas podem convergir. Isso faz parte da Teoria da Estabilidade matemática (MEYN, 2008), que auxilia a capturar a dinâmica essencial das redes e esclarecer a análise.

Essas abstrações e definições foram desenvolvidas em programas de código Java. Utiliza-se uma interface para visualizar a estrutura de rede e atribuir correlações de *links* como pesos, tanto para corrida atada como livre. Uma vez que as redes foram construídas, foi possível calcular métricas topológicas e interpretar seus significados para cada modelo, como mostrado nas Figuras 32 a 35.

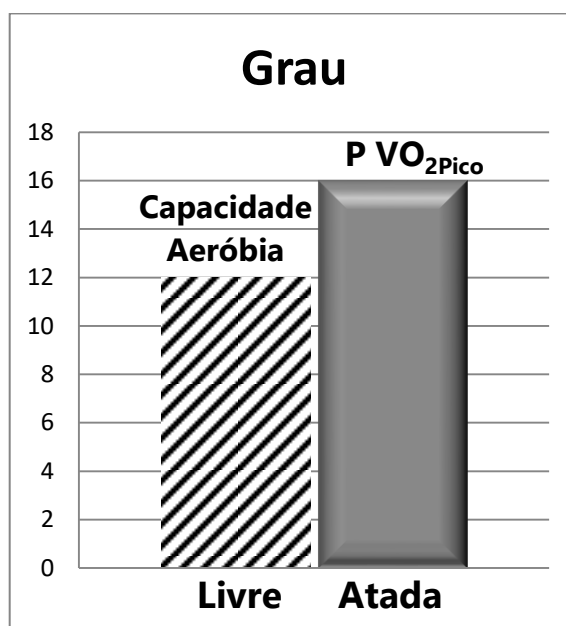


Figura 32 Os resultados das métricas de rede de acordo com cada modelo. O nó de grau máximo (nó mais popular) foi a Capacidade aeróbia em corrida livre e P VO₂ Pico durante a corrida (ambos a partir de testes aeróbios). Fonte: Elaboração própria.

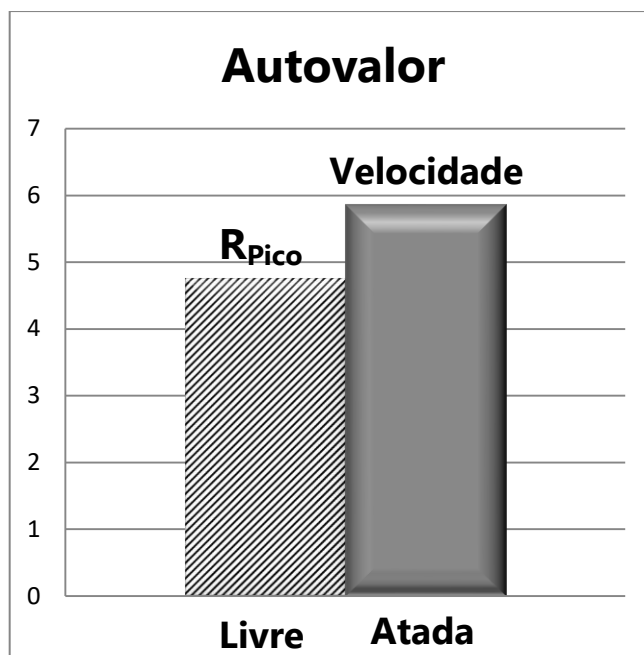


Figura 33 O valor pico de R (relação entre CO₂ e O₂) foi o autovalor máximo durante a corrida livre e a velocidade foi aquela executada durante a corrida atada (ambos de testes de tempo limite - exaustivo). Fonte: Elaboração própria.

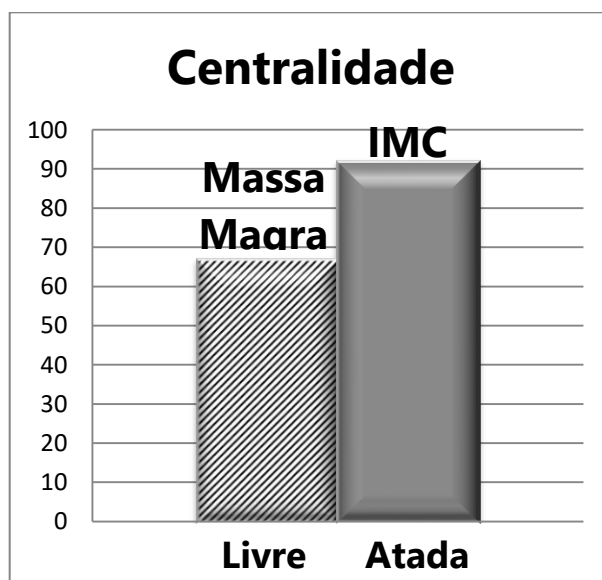


Figura 34 Curiosamente, em ambos os modelos, a medida de centralidade aponta para uma medida antropométrica: % Massa Magra, durante a corrida livre, e Índice de Massa Corporal - IMC, durante a corrida atada, indicando qual nó está no caminho central do fluxo de informação em cada rede. Fonte: Elaboração própria.

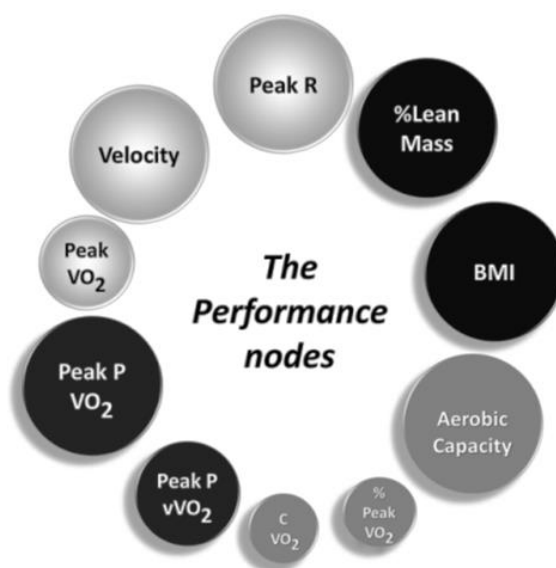


Figura 35 Nós de desempenho: Os nós mais importantes ponderados por métricas e posições. Os nós determinantes da rede complexa de desempenho são mostrados nesta figura, através do ranking de nós dos três principais valores máximos destacados para cada métrica. É possível ver: o papel importante dos dados de potência e capacidade aeróbia; A importância das medidas antropométricas e a respectiva condição dos atletas; E os dados relacionados à respiração e a importância da velocidade para a manutenção do exercício e desempenho individual. Fonte: Elaboração própria.

3.4 DISCUSSÕES

Uma das principais dificuldades na pesquisa científica atual é encontrar a maneira mais adequada de interpretar os dados. As técnicas de estatísticas podem ser adequadas em muitas ocasiões e ainda serem combinadas com análise complexa para explorar a quantidade e a complexidade dos dados disponíveis. Neste caso, a computação e modelos matemáticos complexos auxiliam na visualização e interpretação dos dados, especialmente em ciências que tradicionalmente não se utilizam de ferramentas complexas. As métricas de rede são adequadas para entendimento das complexidades envolvidas em termos de parâmetros analisáveis e suas interações. Foi possível executar 3 principais métricas de rede e buscar seu significado no contexto dos dois modelos complexos criados para entendimento da

corrida em pista de atletismo. Dividem-se então em subseções a análise feita para cada métrica: análise dos graus (*degree*) dos autovalores (*eigenvalues*) e da centralidade (*betweenness*).

3.4.1 ANÁLISE DOS GRAUS

O nó de grau máximo (nó mais conectado) foi o nó Capacidade Aeróbia, no modelo complexo da corrida livre. Isso mostra que, quando se está correndo em campo e considerando a base fisiológica envolvida, a Capacidade Aeróbia tem a maior importância em um cenário de execução típico. O $P\ VO_{2Pico}$ destaca sua influência sobre o cenário atado. Anteriormente, outros pesquisadores descobriram que o VO_2 tende a aumentar durante o exercício como resultado do treinamento individual (PIERCE *et al.*, 1990, SAUNDERS, 2004). Além disso, essa importante variável fisiológica é altamente dependente do desempenho (MCLAUGHLIN, 2010).

A capacidade cardio-respiratória de fornecer oxigênio aos músculos durante o processo de exercício também representa seu papel crítico nesta análise (BASSETT & HOWLEY, 2000). No entanto, aqui se combinam testes e variáveis distintas, comparando parâmetros e revelando os mais importantes através métricas complexas, que mostraram sua validade. Em treinamento, orientados a melhorar o desempenho, os dados de testes incrementais (teste de Potência Aeróbia e teste de Capacidade Aeróbia) mostram um grau significativo de influência em comparação com outros testes analisados em conjunto.

Esses nós relacionados à fisiologia podem ser vistos como *hubs* em cada rede estruturada de influências, o que significa que as avaliações de Potência e Capacidade Aeróbicas são necessárias para atletas especializados e para sustentar uma saída de intensidade de potência ideal nas pistas de atletismo nas condições de exercício investigadas.

3.4.2 ANÁLISE DOS AUTOVALORES

A outra métrica, denominada autovalor do sistema complexo, mostra seu máximo no nó R_{Pico} (Coeficiente respiratório) durante a corrida livre. O valor R representado aqui resultou em valores elevados, o que confirma a alta intensidade dos exercícios propostos. Isso aponta para um consumo predominante de carboidratos. Desta forma, é possível associar a depleção de carboidratos com a capacidade dos indivíduos em manter a corrida livre. Este resultado, extraído pela análise complexa, está relacionado a outras investigações, tais como: a importância do Coeficiente Respiratório como indicador de aptidão, mesmo em indivíduos não treinados (RAMOS-JIMÉNEZ *et al.*, 2008); O papel metabólico de R durante o exercício em atletas treinados (GOEDECKE *et al.*, 2000) e o papel dos carboidratos em auxiliar os atletas a melhorar os desempenhos (LUDEN *et al.*, 2016, EGAN & D'AGOSTINO, 2016).

Durante a corrida atada, a métrica de autovalor mostra seu valor máximo no nó Velocidade, no teste de tempo limite - exaustivo. Isso pode significar que a velocidade desenvolvida, ponderada por correlações com outros parâmetros, tem um papel crítico na execução de corrida atada. Esses resultados revelam um objetivo de treinamento estratégico para os atletas que utilizam o treinamento atado: a capacidade de manutenção e a melhoria da velocidade são primordiais para o desempenho e esta análise complexa possibilita chegar nesse tipo de conclusão (PETRAKOS *et al.*, 2016).

3.4.3 ANÁLISE DA CENTRALIDADE

Avaliando a medida de centralidade em ambas as condições de corrida, encontram-se medidas antropométricas para valores máximos: IMC e % Massa Magra. Medidas antropométricas, estudadas em uma revisão recente pelo impacto

potencial sobre o desempenho (MOOSES & HACKNEY, 2016), refletem o caminho central do fluxo de informações em cada modelo de rede. Esses dados podem ser interpretados como de importância central ao considerar as comunicações entre os nós para um excelente desempenho.

A relação entre massa e altura, quando os atletas correm atados, e % Massa Magra, quando correm livres, mostram que esses nós centrais mantêm todo o sistema funcionando e desenvolvendo o desempenho de cada atleta. Pensando na massa muscular como tendo o gasto mais energético (e maior consumo de O_2), a relação ideal entre massa corporal e altura (IMC) pode proporcionar aspectos físicos superiores, como o tamanho do passo e a frequência no movimento do exercício. Isso pode explicar por que os nós antropométricos têm sido mais centrais nos corredores. Novos estudos podem pensar em somatotipos ideais que se encaixam em cada condição de esporte e até mesmo auxiliar no desempenho e alcance de novos extremos (BALE *et al.*, 1986; THOMPSON, 2012).

Tais resultados destacam a importância de alguns parâmetros que podem ser levados em consideração para os objetivos de treinamento estratégico na prática.

Nestes testes, os indivíduos desenvolveram potência, força e trabalho menores em comparação com o trabalho anterior (PEREIRA *et al.*, 2015). Mas, em pista de atletismo, a velocidade foi maior. Considerando que a especificidade da condição dos atletas é diferente dos voluntários comuns, o IMC e a % Massa Magra auxiliam a entender a relação lógica da capacidade de manter os esforços para a melhor condição física em atletas.

3.5 CONCLUSÕES

Na corrida, as avaliações aeróbias, que destacam a Capacidade aeróbia e o VO_2 , são de grande importância estrutural para os modelos complexos propostos. Tais variáveis mantêm as conexões de maior número e ao mesmo tempo exerce

influência sobre as oscilações de outras variáveis. Além disso, tais variáveis sofrem alterações importantes recebidas de outros nós, devido ao número de conexões com influências em ambas as direções.

O coeficiente respiratório (R) e a velocidade nos testes de tempo limite - exaustivo, determinam os pesos das influências no desempenho. Isso sugere que uma atenção especial deve ser voltada aos testes de tempo limite – exaustivos, para adequação dessas variáveis no treinamento. Além disso, todo o sistema complexo proporcionará uma performance mais próxima do ideal por uma dependência central das medidas antropométricas, o que sugere que a atenção especial deve ser direcionada para % Massa Magra e IMC.

As ferramentas e os métodos computacionais propostos trazem associações de áreas do conhecimento para desenvolvimento de estratégias para tomada de decisões críticas na corrida, que podem ser válidas para velocistas e até mesmo aplicadas a outros esportes. Modelos matemáticos complexos ajudam a abstração de dados, execução de métricas e análise de seus significados. As condições individuais ideais incluem saídas antropométricas, fisiológicas e biomecânicas para benefícios no desempenho, todos enfatizados em modelos complexos propostos aqui.

Outras pesquisas podem levar em consideração outros preparativos físicos, biológicos, táticos, técnicos ou psicológicos, com base nos últimos avanços científicos e outros modelos podem ser construídos para condições de exercício distintas. O principal objetivo final é encontrar formas estratégicas de alcançar eficiência em treinamento, exercício e esportes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABBISS, C. R. & LAURSEN, P. B. Models to explain fatigue during prolonged endurance cycling. *Sports Med.* 35, 865–98 (2005).
- AINSWORTH, B. E. *et al.* 2011 Compendium of Physical Activities: a second update of codes and MET values. *Med Sci Sports Exerc*, 43, 1575–81 (2011).
- ALBERT, R., & THAKAR, J.; Boolean modeling: a logic-based dynamic approach for understanding signaling and regulatory networks and for making useful predictions. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Systems Biology and Medicine*, 6(5), 353-369 (2014).
- ALCARAZ, P. E., ELVIRA, J. L. L., & PALAO, J. M. Kinematic, strength, and stiffness adaptations after a short-term sled towing training in athletes. *Scand J Med Sci Sports* 24, 279-290 (2014).
- AMENT W., VERKERKE G. J. Exercise and fatigue., *Sports Med.* 39, 389–422 (2009).
- ANDRE, M. J., FRY, A. C. & LANE, M.T. Appropriate Loads for Peak-Power During Resisted Sprinting on a Non-Motorized Treadmill. *J Hum Kinet.* 38, 161–167 (2013).
- ASTORINO, T. A., & WHITE, A. C. Assessment of anaerobic power to verify VO₂max attainment. *Clin Physiol Funct Imaging* 30, 294-300 (2010).
- BALE, P., BRADBURY, D., & COLLEY, E. Anthropometric and training variables related to 10km running performance. *Br J Sports Med*, 20, 170-173 (1986).
- BANAVAR, J.R., MARITAN, A., RINALDO, A.; Size and form in efficient transportation networks. *Nature* 399, 130-132 (1999).
- BARABÁSI, A-L., GULBAHCE, N., LOSCALZO, N.; Network medicine: a network-

- based approach to human disease. *Nat Rev Genet.* 12, 56–68 (2011).
- BARTLETT, T. E., OLHEDE, S. C., & ZAIKIN, A.; A DNA methylation network interaction measure, and detection of network oncomarkers. *PloS one*, 9(1), e84573 (2014).
- BASHAN, A., BARTSCH, R. P., KANTELHARDT, J. W., HAVLIN, S., & IVANOV, P. C.; Network physiology reveals relations between network topology and physiological function. *Nature communications*, 3, 702 (2012).
- BASSETT, D. R. Scientific contributions of AV Hill: exercise physiology pioneer. *Journal of applied physiology* 93 (5), 1567-1582 (2002).
- BASSETT, D. R., & HOWLEY, E. T. Limiting factors for maximum oxygen uptake and determinants of endurance performance. *Med Sci Sports Exerc* 32, 70-84 (2000).
- BERNHARDT, B. C.; BONILHA, L.; GROSS, D. W. Network analysis for a network disorder: the emerging role of graph theory in the study of epilepsy. *Epilepsy & Behavior* (50), 162-170, (2015).
- BIGGS, N., LLOYD, E. & WILSON, R. Graph Theory, [1736–1936], (Oxford University Press, 1986).
- BOCCALETTI, S., LATORA, V., MORENO, Y., CHAVEZ, M. & HWANG, D. U. Complex networks: structure and dynamics. *Phys. Rep.* 424, 175–308 (2006).
- BOLDRINI, J. L., COSTA, S. I., FIGUEREDO, V. L., & WETZLER, H. G. Álgebra linear. *Harper & Row*, (1980).
- BRUGHELLI, M., CRONIN, J. & CHAOUACHI, A. Effects of running velocity on running kinetics and kinematics. *J Strength Cond Res*, 25, 933–939 (2011).
- BURDETTE, J. H., LAURIENTI, P. J., ESPELAND, M. A., MORGAN, A. R., TELESFORD, Q., VECHLEKAR, C. D., ... & REJESKI, W. J.; Using network science to evaluate exercise-associated brain changes in older adults. *Frontiers in aging neuroscience*, 2, 23 (2010).

- CHANG, R.L., XIE, L., XIE, L., BOURNE, P.E., PALSSON, B.Ø.; Drug Off-Target Effects Predicted Using Structural Analysis in the Context of a Metabolic Network Model. *PLoS Comput Biol* 6: e1000938 (2010).
- CHEETHAM, M.E., WILLIAMS, C. & LAKOMY, H. A laboratory sprint running test: metabolic responses of endurance and sprint trained athletes. *British Journal of Sports Medicine* 19, 81-84 (1985).
- CHENG, G. ZHANG, Z., KYEBAMBE, M. N., & KIMBUGWE, N. Predicting the Outcome of NBA Playoffs Based on the Maximum Entropy Principle. *Entropy* 18, n. 12, p. 450 (2016).
- CHIA M.& LIM, J. M. Concurrent validity of power output derived from the non-motorized treadmill test in sedentary adults. *Ann Acad Med Singapore*. 37, 279–85 (2008).
- CLARK, D. A. *et al.* Influence of towing force magnitude on the kinematics of supramaximal sprinting. *J Strength Cond Res*. 23, 1162–8 (2009).
- CLARK, K. P., STEARNE, D. J., WALT, C. T., & MILLER, A. D. The longitudinal effects of resisted sprint training using weighted sleds vs. weighted vests. *J Strength Cond Res* 24, 3287-3295 (2010).
- COTTIN, F. *et al.* Ventilatory thresholds assessment from heart rate variability during an incremental exhaustive running test. *Int J Sports Med* 28, 287-294 (2007).
- DA FONTOURA COSTA, L.; Systems Biology through complex networks, signal processing, image analysis, and artificial intelligence. In: *16th International Conference on Digital Signal Processing*. July 5-7; Santorini-Hellas, GRE: IEEE, 1-8 (2009).
- DAVENPORT, T. “Analytics in Sports: The New Science of Winning”, International Institute for Analytics White paper, sponsored by SAS, Feb (2014).

- DEKERLE, J., BARON, B., DUPONT, L., VANVELCENAHHER, J., & PELAYO, P. Maximal lactate steady state, respiratory compensation threshold and critical power. *Eur J Appl Physiol* 89, 281-288 (2003).
- DEKERLE, J., BRICKLEY, G., HAMMOND, A. J. P., PRINGLE, J. S. M. & CARTER, H. Validity of the two-parameter model in estimating the anaerobic work capacity. *Eur J Appl Physiol* 96, 257–64 (2005).
- DI GIULIO, C., DANIELE, F., & TIPTON, C. M. Angelo Mosso and muscular fatigue: 116 years after the first Congress of Physiologists: IUPS commemoration. *Advances in physiology education*, 30(2), 51-57 (2006).
- DU, J.; The “weight” of models and complexity. *Complexity*, 21, 21–35 (2016). doi: 10.1002/cplx.21612.
- EGAN, B., & D’AGOSTINO, D. P. Fueling Performance: Ketones Enter the Mix. *Cell Metab* 24, 373-375 (2016).
- FALK, B. *et al.* A treadmill test of sprint running. *Scand J Med Sci Sports*, 6, 259–264 (1996).
- FEWELL, J. H., ARMBRUSTER, D., INGRAHAM, J., PETERSEN, A., & WATERS, J. S. Basketball teams as strategic networks. *PLoS One* 7, e47445 (2012).
- FINSTERER, J. Biomarkers of peripheral muscle fatigue during exercise. *BMC Musculoskeletal Disorders*, 13, 218 (2012).
- FORJAZ, C. L. D. M.; TRICOLI, V. A fisiologia em educação física e esporte. *Revista Brasileira de Educação Física e Esporte*, v. 25, n. spe, p. 7-13 (2011).
- FORTUNATO, S.; Community detection in graphs. *Physics Reports* 486, 75-174 (2009).

- FROYD C., BELTRAMI F. G., MILLET G. Y. & NOAKES T. D. Central Regulation and Neuromuscular Fatigue during Exercise of Different Durations. *Med Sci Sports Exerc.* 48, 1024-1032 (2016).
- FUENTE, M. D., CORTES, J. M., PELTA, D. A., & VEGUILLAS, J.; Attractor metabolic networks. *PloS one*, 8(3) (2013).
- GAMA, M. C. T. *et al.* Reliability of the Three-minute All-out Test for Non-motorized Treadmill Tethered Running. *International journal of sports medicine*, v. 38, n. 08, p. 613-619 (2017).
- GASTIN, P. B. Quantification of anaerobic capacity. *Scand J Med Sci Sports* 4, n.2, p.91-112, (1994).
- GOEDECKE, J. H. *et al.* Determinants of the variability in respiratory exchange ratio at rest and during exercise in trained athletes. *Am J Physiol Endocrinol Metab* 279, E1325-E1334 (2000).
- GOEKOOP, R., & GOEKOOP, J. G. A network view on psychiatric disorders: network clusters of symptoms as elementary syndromes of psychopathology. *PloS one*, 9(11), e112734 (2014).
- GOLDBERGER, A.L., AMARAL, L.A., HAUSDORFF, J.M., IVANOV, P.CH., PENG, C.K., STANLEY, H.E.; Fractal dynamics in physiology: alterations with disease and aging. *Proc Natl Acad Sci USA* 99, pp 2466-72 (2002).
- GOMEZ, I.J., GLEISER, P.M.; An adaptive complex network model for brain functional networks. *PloS ONE* 4: e6863 (2009).
- GONG, P., VAN LEEUWEN, C.; Emergence of scale-free network with chaotic units. *Physica A* 321, pp 679-688 (2003).
- GREEN, S. A. A Definition and Systems View of Anaerobic Capacity. *Eur J Appl Physiol*, 69, 168-173 (1994).
- GROSSMAN, A. D., COHEN, M. J., MANLEY, G. T., & BUTTE, A. J.; Altering physiological networks using drugs: steps towards personalized physiology. *BMC*

- medical genomics*, 6(Suppl 2), S7 (2013).
- HALLIDAY, D., RESNICK, R. & KRANE, K.S. Physics. 5nd edn (LTC, 2003).
- HAMILTON, R. J., PATON, C. D. & HOPKINS. W. G. Effect of High-Intensity Resistance Training on Performance of Competitive Distance Runners. *Int J Sports Physiol Perform* 1, 40–49 (2006).
- HARRISON, A. J., & BOURKE, G. The effect of resisted sprint training on speed and strength performance in male rugby players. *J Strength Cond Res* 23, 275-283 (2009).
- HILL, A. V., and H. LUPTON. Muscular exercise, lactic acid, and the supply and utilization of oxygen. *Q. J. Med.* 16:135–171 (1923).
- HILL, D. W. & SMITH, J. C. A method to ensure the accuracy of estimates of anaerobic capacity derived using the critical power concept. *J Sports Med Phys Fitness* 34, 23–37 (1994).
- HILL, D. W. The critical power concept. A review. *Sports Med*, 16, 237–54, (1993).
- HODGKIN, A.L., HUXLEY, A.F.; A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *J. Physiol.* 117, pp 500-544 (1952).
- HOGEWEG P. The roots of bioinformatics in theoretical biology. *PLoS Comput Biol.* 7: e1002021 (2011).
- HUGHES, M. G., DOHERTY, M., TONG, R. J., REILLY T. & CABLE N. T. Reliability of Repeated Sprint Exercise in Non-Motorised Treadmill Ergometry. *Int J Sports Med.* 27, 900–4 (2006).
- IVANOV, P. C., & BARTSCH, R. P.; Network physiology: mapping interactions between networks of physiologic networks. In *Networks of Networks: the last Frontier of Complexity* (pp. 203-222). Springer International Publishing (2014).

- JACKSON, A.S.; POLLOCK, M.L. Generalized equations for predicting body density of men. *British Journal of Nutrition*, v. 40, n. 3, p. 497-504 (1978).
- JASKÓLSKA, A., GOOSSENS, P., VEENSTRA, B., JASKÓLSKI, A., SKINNER, J. S. Treadmill measurement of the force velocity relationship and power output in subjects with different maximal running velocities. *Sports Med Train Rehab* 8, 347–358 (1998).
- JENKINS D. G. & QUIGLEY B. M. The influence of high-intensity exercise training on the Wlim-Tlim relationship. *Med Sci Sports Exerc*, 25, 275–282, (1993).
- JONES, A. M., VANHATALO, A., BURNLEY, M., MORTON, R. H. & POOLE, D. C. Critical power: implications for determination of $\text{VO}_{2\text{max}}$ and exercise tolerance. *Med Sci Sports Exerc*. 42, 1876–90 (2010).
- KASTELLORIZIOS, M. & BURGESS, D. J. Continuous Metabolic Monitoring Based on Multi-Analyte Biomarkers to Predict Exhaustion. *Sci. Rep.* 5, 10603; doi: 10.1038/srep10603 (2015).
- KAY, D. *et al.* Evidence for neuromuscular fatigue during high-intensity cycling in warm, humid conditions. *Eur J Appl Physiol.*, 84, 115–121 (2001).
- KEIR, D. A. *et al.* The slow component of pulmonary O_2 uptake accompanies peripheral muscle fatigue during high-intensity exercise. *J Appl Physiol* 121, 493–502 (2016).
- KHOLODENKO, B., YAFFE, M.B., KOLCH, W.; Computational Approaches for Analyzing Information Flow in Biological. *Sci Signal* 5: re1 (2012).
- KOGELMAN, L. J., CIRERA, S., ZHERNAKOVA, D. V., FREDHOLM, M., FRANKE, L., & KADARMIDEEN, H. N.; Identification of co-expression gene networks, regulatory genes and pathways for obesity based on adipose tissue RNA Sequencing in a porcine model. *BMC medical genomics*, 7(1), 57 (2014).

- KRAM R., GRIFFIN T. M., DONELAN J. M. & CHANG Y. H. Force treadmill for measuring vertical and horizontal ground reaction forces. *J App Physiol*, 85, 764–769, (1998).
- LAKOMY, H. K. A. An ergometer for measuring the power generated during sprinting. *Ergonomics* 30, 627-637 (1987).
- LAMBERT, E. V., GIBSON, A. S. C., & NOAKES, T. D.; Complex systems model of fatigue: integrative homeostatic control of peripheral physiological systems during exercise in humans. *British Journal of Sports Medicine*, 39(1), pp 52-62 (2005).
- LEE, D. P. *et al.* Global untargeted metabolic profiling of human sweat from exercising men and women. *J Int Soc Sports Nutr* 8 (2011).
- LEPERS, R., MAFFIULETTI, N. A., ROCHETTE, L., BRUGNIAUX, J., MILLET, G. Y. Neuromuscular fatigue during a long-duration cycling exercise. *J. Appl Physiol*, 92, 1487–93 (2002).
- LEWIS, T.G. *Network Science: Theory and Applications*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 512p. (2009).
- LEWIS, T.G.; *Book of Extremes: Why the 21st Century Isn't Like the 20th Century*. New York, NY. Springer, 184p. (2014).
- LIM, J. M., CHIA, M. Y. Reliability of power output derived from the nonmotorized treadmill test. *J Strength Cond Res*, 21, 993–6 (2007).
- LIMA, M. C. *et al.* A semi-tethered test for power assessment in running. *Int J Sports Med*. 32, 529–34 (2011).
- LLOYD A., RACCUGLIA M., HODDER S. & HAVENITH G. The interaction between environmental temperature and hypoxia on central and peripheral

- fatigue during high-intensity dynamic knee extension. *J Appl Physiol* 120, 567-579, doi: 10.1152/japplphysiol.00876.2015 (2016).
- LOVÁSZ, L. Random walks on graphs. *Combinatorics, Paul erdos is eighty*, v. 2, p. 1-46 (1993).
- LUDEN, N. D. *et al.* Carbohydrate Mouth Rinsing Enhances High Intensity Time Trial Performance Following Prolonged Cycling. *Nutrients* 8, 576 (2016).
- MA'AYAN, A. Introduction to network analysis in systems biology. *Sci Signal*. 4: tr5 (2011).
- MACEDO, D. V., LAZARIM F. L., CATANHO DA SILVA, F. O., TESSUTI, L. S. & HOHL, R. Is lactate production related to muscular fatigue? A pedagogical proposition using empirical facts. *Adv Physiol Educ*. 33, 302–7 (2009).
- MARCORA, S. M., STAIANO, W. & MANNING, V. Mental fatigue impairs physical performance in humans. *J Appl Physiol*; 106, 857–64 (2009).
- MARTÍNEZ-VALENCIA M. A., GONZÁLEZ-RAVÉ, J. M., SANTOS-GARCÍA, D. J., ALCARAZ RAMÓN, P. E., NAVARRO-VALDIVIELSO, F. Interrelationships between different loads in resisted sprints, half-squat 1 RM and kinematic variables in trained athletes. *Eur J Sport Sci*. 14, 18–24 (2014).
- MCLAUGHLIN, J. E., HOWLEY, E. T., BASSETT JR, D. R., THOMPSON, D. L., & FITZHUGH, E. C. Test of the classic model for predicting endurance running performance. *Med Sci Sports Exerc* 42, 991-997 (2010).
- MEDBO, J.I. & BURGERS, S. Effect of training on the anaerobic capacity. *Med Sci Sports Exerc* 22, 501-507 (1990).

- MEDBO, J.I. & TABATA, I. Relative importance of aerobic and anaerobic energy release during short-lasting exhausting bicycle exercise. *J. Appl Physiol* 67, 1881-1886 (1989).
- MEDBO, J.I. *et al.* Anaerobic capacity determined by maximal accumulated O₂ deficit. *J Appl Physiol* 64, 50-60 (1988).
- MEYN, S. Control techniques for complex networks. Cambridge University Press (2008).
- MIDGLEY, A. W., BENTLEY, D. J., LUTTIKHOLT, H., MCNAUGHTON, L. R., & MILLET, G. P. Challenging a dogma of exercise physiology. *Sports Med* 38, 441-447 (2008).
- MONOD, H. & SCHERRER, J. The work Capacity of a synergic muscular group. *Ergonomics* 8, 329–338, (1965).
- MOOSES, M., & HACKNEY, A. C. Anthropometrics and Body Composition in East African Runners: Potential Impact on Performance. *Int J Sports Physiol Perf*, 1-27 (2016).
- MOSSO, A. *Fatigue*. (Classic Reprint Series) [352p.] (Forgotten Books, 2012).
- NEWMAN, M.E.; The structure and function of complex networks. *SIAM review* 45, pp 167-256 (2003).
- NOAKES, T. D. Fatigue is a Brain-Derived Emotion that Regulates the Exercise Behavior to Ensure the Protection of Whole Body Homeostasis., *Front Physiol.* 3 (2012).

- NOAKES, T. D. Physiological models to understand exercise fatigue and the adaptations that predict or enhance athletic performance. *Scandinavian journal of medicine & science in sports* 10, 3, 123-145 (2000).
- O'KEEFE, J.M., MOSER, M.B., MOSER, E.I.; The 2014 Nobel Prize in Physiology or Medicine - Advanced Information, 2014. Available from: http://www.nobelprize.org/nobel_prizes/medicine/laureates/2014/advanced.htm.
- O'MARA, K. D. Anti-Gravity Treadmills Defy Physics For Runners. Competitor. http://running.competitor.com/2013/03/training/anti-gravity-treadmills_68346
Published Mar. 26, 2013.
- ONIAS, H. Viol, A., PALHANO-FONTES, F., ANDRADE, K. C., STURZBECHER, M., VISWANATHAN, G., & DE ARAUJO, D. B. Brain complex network analysis by means of resting state fMRI and graph analysis: Will it be helpful in clinical epilepsy?. *Epilepsy & Behavior*, v. 38, p. 71-80 (2014).
- PARK, H-J., FRISTON, K.; Structural and functional brain networks: from connections to cognition. *Science* 342: 1238411 (2013).
- PASSOS, P., DAVIDS, K., ARAUJO, D., PAZ, N., MINGUÉNS, J., & MENDES, J.; Networks as a novel tool for studying team ball sports as complex social systems. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 14(2), pp 170-176 (2011).
- PEREIRA, V. H., GAMA, M. C. T., SOUSA, F. A. B., LEWIS, T. G., GOBATTO, C. A., & MANCHADO-GOBATTO, F. B.; Complex network models reveal correlations among network metrics, exercise intensity and role of body changes in the fatigue process. *Scientific Reports*, 5 (2015).
- PETRAKOS, G., MORIN, J. B., & EGAN, B. Resisted Sled Sprint Training to Improve Sprint Performance: A Systematic Review. *Sports Med* 46, 381-400 (2016).
- PIERCE, E. F., WELTMAN, A., SEIP, R. L., & SNEAD, D. Effects of training specificity on the lactate threshold and VO₂ peak. *Int J Sports Med* 11, 267-272 (1990).

- PITTMAN-POLLETTA, B. R., SCHEER, F. A., BUTLER, M. P., SHEA, S. A., & HU, K. The role of the circadian system in fractal neurophysiological control. *Biological Reviews*, 88(4), 873-894 (2013).
- POCOCK, M.J., EVANS, D.M., MEMMOTT, J.; The robustness and restoration of a network of ecological networks. *Science* 335, pp 973-977 (2012).
- POLLOCK M. L., MILLER H. S., LINNERUD A. C. & COOPER K. H. Frequency of training as a determinant for improvement in cardiovascular function and body composition of middle-aged men. *Arch Phys Med Rehabil.* 56, 141–5 (1975).
- RAFFALT P. C., HOVGAARD-HANSEN, L. & JENSEN, B. R. Running on a lower-body positive pressure treadmill: VO₂max, respiratory response, and vertical ground reaction force. *Res Q Exerc Sport.* 84, 213–22 (2013).
- RAMOS-JIMÉNEZ, A. *et al.* The respiratory exchange ratio is associated with fitness indicators both in trained and untrained men: a possible application for people with reduced exercise tolerance. *Clin Med Insights Circ Respir Pulm Med* 2 (2008).
- RAUSCH, S. M., WHIPP, B. J., WASSERMAN, K., & HUSZCZUK, A. Role of the carotid bodies in the respiratory compensation for the metabolic acidosis of exercise in humans. *J Physiol* 444, 567–578 (1991).
- RAY, S. S. Numerical analysis with algorithms and programming. CRC Press (2016).
- ROBERGS, R. A., DWYER, D., & ASTORINO, T. Recommendations for improved data processing from expired gas analysis indirect calorimetry. *Sports Med.* 40, 95-111 (2010).
- ROBERGS, R. A., GHIASVAND, F. & PARKER, D. Biochemistry of exercise-induced metabolic acidosis. *Am J Physiol Regul Integr Comp Physiol.* 287, 502–516 (2004).

- ROMER L. M., POLKEY M. I. Exercise-induced respiratory muscle fatigue: implications for performance. *J Appl Physiol.* 4, 879–88 (2008).
- RØNNESTAD, B. R., AND HANSEN, J. Optimizing interval training at power output associated with peak oxygen uptake in well-trained cyclists. *The Journal of Strength & Conditioning Research* 30.4, 999-1006 (2016).
- ROSS, J. & ARKIN, A. P. Complex Systems: From chemistry to systems biology. *PNAS* 106, 6433–6434 (2009).
- SAHRAEIAN, S.M., YOON, B.J.; A network synthesis model for generating protein interaction network families. *PLoS ONE* 7: e41474 (2012).
- SANTOS-CONCEJERO, J. *et al.* OBLA is a better predictor of performance than Dmax in long and middle-distance well-trained runners. *J Sports Med Phys Fitness* 54, 553–8 (2014).
- SASAI, S., HOMAE, F., WATANABE, H., SASAKI, A.T., TANABE, H.C., SADATO, N., TAGA, G.; Frequency-specific network topologies in the resting human brain. *Front Hum Neurosci.* 8: 01022 (2014).
- SAUNDERS, P. U., PYNE, D. B., TELFORD, R. D., & HAWLEY, J. A. Factors affecting running economy in trained distance runners. *Sports Med* 34, 465-485 (2004).
- SCHMIDT-NIELSEN, B: August and Marie Krogh. *Lives in Science*, Oxford University Press, New York (1995).
- SEILER, S. A brief history of endurance testing in athletes. *Sportscience*, v. 15, p. 40-88 (2011).
- SELIMKHANOV, J., TAYLOR, B., YAO, J., PILKO, A., ALBECK, J., HOFFMANN, A., TSIMRING, L., WOLLMAN, R.; Accurate information transmission through dynamic biochemical signaling networks. *Science* 346, pp 1370-1373 (2014).
- SHI, D., & GU, W. Dual Roles of MDM2 in the Regulation of p53: Ubiquitination Dependent and Ubiquitination Independent Mechanisms of MDM2 Repression of

- p53 Activity. *Genes & Cancer*, 3(3-4), 240–248 (2012).
- SHIN, Y. J., SAYED, A. H., & SHEN, X.; Adaptive models for gene networks. *PloS one*, 7(2), e31657 (2012).
- SOUSA, F., REIS, I. D., RIBEIRO, L., MARTINS, L., & GOBATTO, C. Specific Measurement of Tethered Running Kinetics and its Relationship to Repeated Sprint Ability. *J Hum Kinet*, 49, 245-256 (2015).
- ST CLAIR GIBSON, A. & NOAKES T. D. Evidence for complex system integration and dynamic neural regulation of skeletal muscle recruitment during exercise in humans. *Br J Sports Med*. 38, 797–806 (2004).
- ST CLAIR GIBSON, A. *et al.* The role of information processing between the brain and peripheral physiological systems in pacing and perception of effort. *Sports Med* 36, 705–22 (2006).
- THOMPSON, H. *et al.* Performance enhancement: Superhuman athletes. *Nature*, 487, 287-289 (2012).
- THOMPSON, K. G., MACLAREN, D. P., LEES, A. & ATKINSON, G. The effects of changing pace on metabolism and stroke characteristics during high-speed breaststroke swimming. *J Sports Sci*. 22, 149–57 (2004).
- TOIVONEN, R., KIVELÄ, M., SARAMÄKI, J., VIINIKAINEN, M., VANHATALO, M., & SAMS, M.; Networks of emotion concepts. *PloS one*, 7(1), e28883 (2012).
- VAN DELLEN, E. DOUW, L., HILLEBRAND, A., DE WITT HAMER, P. C., BAAYEN, J. C., HEIMANS, J. J., ... & STAM, C. J. Epilepsy surgery outcome and functional network alterations in longitudinal MEG: a minimum spanning tree analysis. *Neuroimage*, v. 86, p. 354-363 (2014).
- VAN DEN BERG, D., GONG, P., BREAKSPEAR, M., VAN LEEUWEN, C.; Fragmentation: loss of global coherence or breakdown of modularity in functional

- brain architecture? *Front Syst Neurosci.* 6: 20 (2012).
- VAN DEN BERG, D., VAN LEEUWEN, C.; Adaptive rewiring in chaotic networks renders small-world connectivity with consistent clusters. *Europhys Lett* 65, pp 459–464 (2004).
- VAN STEEN, Maarten. An Introduction to Graph Theory and Complex Networks. *Copyrighted material* (2010).
- VAZ DE MELO, P. O., ALMEIDA, V. A., & LOUREIRO, A. A.; Can complex network metrics predict the behavior of NBA teams?. In *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, ACM, pp. 695-703 (2008).
- VINAYAGAM, A., STELZL, U., FOULLE, R., PLASSMANN, S., ZENKNER, M., TIMM, J., ... & WANKER, E. E.; A directed protein interaction network for investigating intracellular signal transduction. *Sci. Signal.*, 4(189), rs8-rs8 (2011).
- VITOR-COSTA M. *et al.* Improving Cycling Performance: Transcranial Direct Current Stimulation Increases Time to Exhaustion in Cycling. *PLoS One* 10, e0144916. doi: 10.1371/journal.pone.0144916 (2015).
- VOLOSHIN, A. S., MIZRAHIB, J., VERBITSKYB, O., ISAKOVIC, E. Dynamic loading on the human musculoskeletal system - effect of fatigue. *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, 13, 515–520, (1998).
- VOSS, M. W., PRAKASH, R. S., ERICKSON, K. I., BASAK, C., CHADDOCK, L., KIM, J. S., ... & WÓJCICKI, T. R.; Plasticity of brain networks in a randomized intervention trial of exercise training in older adults. *Frontiers in aging neuroscience*, 2, 32 (2010).
- WANG, G. E LU, Q. A Nitrate Ester of Sedative Alkyl Alcohol Improves Muscle Function and Structure in a Murine Model of Duchenne Muscular Dystrophy . *Mol. Pharmaceutics*, Article ASAP McColl-Lockwood Laboratory, Carolinas Medical Center, Charlotte, North Carolina 28232, United States (2013).
- WANG, J. X., ROGERS, L. M., GROSS, E. Z., RYALS, A. J., DOKUCU, M. E., BRANDSTATT, K. L., ... & VOSS, J. L.; Targeted enhancement of cortical-

- hippocampal brain networks and associative memory. *Science*, 345(6200), pp 1054-1057 (2014).
- WEST, B.J.; A Mathematics for Medicine: The Network Effect. *Front Physiol* 5: 00456 (2014).
- WEST, B.J.; *Fractal physiology and chaos in medicine*. 2nd ed. Washington D.C.: World Scientific, 344p. (2013).
- WEST, G. B., BROWN, J. H., & ENQUIST, B. J.; A general model for the origin of allometric scaling laws in biology. *Science*, 276(5309), pp 122-126 (1997).
- WEST, G. B., BROWN, J. H., & ENQUIST, B. J.; A general model for the structure and allometry of plant vascular systems. *Nature*, 400(6745), pp 664-667 (1999).
- WHERRY, E. J. & KURACHI, M. Molecular and cellular insights into T cell exhaustion. *Nat. Rev. Immun.* 15, 486–499, doi:10.1038/nri3862 (2015).
- WHIPP, Brian J. The peak versus maximum oxygen uptake issue. *CPX International Inc*, p. 1-9 (2010).
- WILMORE, J. H. Applied exercise physiology: A personal perspective of the past, present, and future. *Exercise and sport sciences reviews*, v. 31, n. 4, p. 159-160 (2003).
- WILSON, Robin J. *An introduction to graph theory*. Pearson Education India, (1970).
- ZAFEIRIDIS, A. *et al.* The effects of resisted sled-pulling sprint training on acceleration and maximum speed performance. *J Sports Med Phys Fitness*. 45, 284–90 (2005).
- ZEMKOVA, E. & HAMAR, D. “All-out” tethered running as an alternative to Wingate anaerobic test. *Kinesiology*, 36, 165–172 (2004).